

BASISSTATISTIK

2. udgave

Jørgen Larsen

August 2006

TEKSTER fra

IMFUFA
Roskilde Universitetscenter
Postboks 260
DK-4000 Roskilde

t +45 46 74 22 63
f +45 46 74 30 20
m imfufa@ruc.dk
w imfufa.ruc.dk

Jørgen Larsen: BASISSTATISTIK, 2. udgave

IMFUFA tekst nr. 435/2004 237 sider issn 0106-6242
Erstatter IMFUFA tekst nr. 304/1995

Denne bog er udarbejdet til brug som undervisningsmateriale til et indledende kursus i statistik og statistiske modeller. Bogen beskæftiger sig med simple eksempler på statistiske modeller. Statistiske modeller er en særlig type matematiske modeller som bruges for at beskrive talmaterialer som er behæftet med en eller anden form for tilfældig variation. Der præsenteres en del af de simple og klassiske modeller for blandt andet binomialfordelte, poissonfordelte og normalfordelte observationer, men der er også eksempler på mere komplicerede modeller så som logistisk regression og multiplikative poissonmodeller. I alle tilfælde er der illustrative gennemregnede eksempler.

Når man beskæftiger sig med statistik og statistiske metoder, har man brug for hensigtsmæssige regne- og tegneredskaber. I nærværende fremstilling er indføjet små afsnit der viser hvordan man kan regne og tegne med brug af programmet R (se <http://www.r-project.org/>).

August 2006: rettet nogle fejl og foretaget adskillige typografiske justeringer.

Indhold

Indledning	7
1 Binomialfordelingen	9
1.1 Et eksempel og en statistisk model	9
1.2 Binomialkoefficienter	12
1.3 Egenskaber ved binomialfordelingen	15
1.4 Regn og tegn	17
1.5 Opgaver	19
2 Den simple binomialfordelingsmodel	23
2.1 Estimation af parameteren p	23
2.2 En simpel statistisk hypotese	27
2.3 Kvotientteststørrelsen	28
2.4 Regn og tegn	33
2.5 Opgaver	33
3 Sammenligning af binomialfordelinger	37
3.1 Modellen	39
3.2 Hypoteseprøvning	40
3.3 Det eksakte test i en 2×2 -tabel	43
3.4 Regn og tegn	49
3.5 Opgaver	50
4 Normalfordelingen	53
4.1 Udlædning af normalfordelingen	54
4.2 Egenskaber ved normalfordelingen	57
4.3 Regn og tegn	58
4.4 Opgaver	59
5 Enstikprøveproblemet i normalfordelingen	61
5.1 Estimation af μ og σ^2	62

5.2	Test af hypotese om middelværdien	66
5.3	Histogrammer og fraktildiagrammer	68
5.4	Regn og tegn	71
5.5	Opgaver	72
6	Tostikprøveproblemer i normalfordelingen	75
6.1	Tostikprøveproblemet med uparrede observationer	76
6.2	Tostikprøveproblemet med parrede observationer	84
6.3	Regn og tegn	86
6.4	Opgaver	86
7	Ensidet variansanalyse	89
7.1	Estimation af parametrene	91
7.2	Hypotesen om ens grupper	93
7.3	Bartlett's test for varianshomogenitet	97
7.4	Regn og tegn	98
7.5	Opgaver	100
8	Simpel lineær regressionsanalyse	103
8.1	Præsentation af modellen	105
8.2	Estimation af parametrene	108
8.3	Parameterestimaternes middelfejl	112
8.4	En anden formulering af modellen	113
8.5	Modelkontrol	116
8.6	Test af hypoteser om linjens parametre	120
8.7	Regn og tegn	122
8.8	Opgaver	124
9	Multipel lineær regressionsanalyse	131
9.1	Estimation af parametrene	132
9.2	Modelkontrol	133
9.3	Udvælgelse af baggrundsvARIABLE	134
9.4	Regn og tegn	137
9.5	Opgaver	139
10	Logistisk regression	141
10.1	Grundmodellen	141
10.2	En dosis-respons model	142
10.3	Estimation	144
10.4	Modelkontrol	147

10.5	Hypoteser om parametrene	149
10.6	Regn og tegn	152
10.7	Opgaver	154
11	Poissonfordelingen	155
11.1	Udledning	155
11.2	Definition og egenskaber	159
11.3	Afrunding	160
11.4	Opgaver	161
12	En- og flerstikprøveproblemer i poissonfordelingen	163
12.1	Enstikprøveproblemet	163
12.2	Sammenligning af to poissonfordelinger	165
12.3	Et sværere eksempel	170
12.4	Regn og tegn	174
12.5	Opgaver	176
13	Multiplikative poissonmodeller	179
13.1	Præsentation af eksemplet: Lungekræft i Fredericia	179
13.2	Modelopstilling	180
13.3	Den multiplikative model	182
13.4	Ens byer?	184
13.5	En anden mulighed	186
13.6	Sammenligning af de to fremgangsmåder	189
13.7	Om teststørrelser	190
13.8	Regn og tegn	190
14	Multinomialfordelingen	193
14.1	Den grundlæggende multinomialfordelingsmodel	193
14.2	Sammenligning af multinomialfordelinger	198
14.3	Regn og tegn	204
14.4	Opgaver	204
15	Tosidede kontingenstabeller	207
15.1	Grundmodellen	207
15.2	Uafhængighedshypotesen	208
15.3	Jævnføring med andre tilsvarende modeller	212
15.4	Regn og tegn	213
15.5	Opgaver	214

16 Et større eksempel: Torsk i Østersøen	215
16.1 Præsentation af eksemplet	215
16.2 Hardy-Weinberg ligevægt	216
16.3 Hypotesen om Hardy-Weinberg ligevægt	217
16.4 En samlet model	219
16.5 Regn og tegn	220
Referencer	223
Kort om statistikprogrammet R	225
Tabeller	227
Stikord	235

Indledning

Denne bog beskæftiger sig med simple eksempler på statistiske modeller. Statistiske modeller er en særlig type matematiske modeller som bruges for at beskrive talmaterialer som er behæftet med en eller anden form for tilfældig variation. De statistiske modeller force er at de kan bruges til at skille det systematiske fra det tilfældige. Der melder sig forskellige slags spørgsmål i forbindelse med statistiske modeller:

- ◊ hvordan ser modellerne ud, og hvad er det for nogle matematiske ingredienser der indgår?
- ◊ hvordan finder man på en model der kan bruges i en given situation?
- ◊ hvad stiller man så op med modellen i forhold til de konkrete tal?
- ◊ hvad er det for typer af spørgsmål man kan stille til en statistisk model, og hvad er det for typer af svar man får?

Disse spørgsmål diskuteres indgående. Der præsenteres nogle af de simple og klassiske modeller for blandt andet binomialfordelte, poissonfordelte og normalfordelte observationer, men der er også eksempler på mere komplicerede modeller så som logistisk regression og multiplikative poissonmodeller. I alle tilfælde er der illustrative gennemregnede eksempler.

Fremstillingen er baseret på likelihood-metoden hvis grundlæggende idéer præsenteres omhyggeligt; derimod må vi af tekniske grunde give afkald på de matematiske beviser for metodens fortræffeligheder.

Allerede en hastig gennembladren af bogen vil måske give anledning til bekymrede spørgsmål om hvorfor der er så meget matematik, og om det nu også virkelig er nødvendigt med alle de formler. Der er flere forskellige svar herpå:

1. Et dårligt, men dog ikke uvæsentligt svar er at bogen skal bruges som kursusmateriale på et kursus med status af matematikholdigt kursus.
2. Statistiske modeller er en underafdeling af matematiske modeller, og det kan derfor ikke undre at modellerne og metoderne formuleres i matematiksprog. For bare at forstå en given statistisk model og dens relation til den virkelige problemstilling er det nødvendigt med en vis matematik-vanthed, og hvis man skal kunne arbejde med og tilpasse modellen og forholde sig kritisk til dens funktion som model,

fordres endnu flere matematikkompetencer. Hvis man derfor føler sig alvorligt skræmt af de mange formlers tilstedeværelse, skulle man måske søge professionel hjælp, enten til at få løst sine statistiske problemer eller til at få et bedre forhold til matematik.

3. Ét er at få at vide at man ud fra formel A kan deducere formel B, noget andet er at have set hvordan det foregår, noget tredje er selv at have regnet det igennem, og noget fjerde er selv at have udledt en deduktion af B fra A. Den første mulighed kan ikke være enerådende i noget undervisningsforløb i matematik eller et matematikbaseret fag, og af praktiske og tidsmæssige grunde kan man ikke basere et helt undervisningsforløb på den fjerde mulighed. Mulighed to bør altid indgå i et undervisningsforløb, og nærværende bog indeholder derfor en del gennemregnede matematiske udledninger.
4. Faget statistik har i nogle sammenhænge et lidt blakket ry (»man kan vise alt med statistik, også det modsatte«), og blandt andet af den grund er det vigtigt i en introduktion til faget også at klargøre hvor der er tale om indiskutable matematiske deduktioner, og hvor der er grund til at være på vagt, eller sagt på en anden måde: at tydeliggøre fagets blanding af vedtagne grundprincipper, eksakt videnskab og ikke spor eksakt håndværk. Matematik indgår på uundværlig vis i alle tre dele.



Når man beskæftiger sig med statistik og statistiske metoder, har man brug for hensigtsmæssige regne- og tegneredskaber. Mange af de grundlæggende modeller kan uden vanskeligheder analyseres med en almindelig lommeregner som regneredskab og med blyant og ternet papir til tegninger, men så snart modellerne bliver lidt mere indviklede, er det en fordel at benytte en computer med et statistikprogram.

I nærværende fremstilling er indføjet små afsnit med overskriften »Regn og tegn« der viser hvordan man kan regne og tegne med programmet R. R er et 'freeware' program, se <http://www.r-project.org/>

Vi giver ikke en lærebogsagtig præsentation af R. Den bedste måde at lære R på er formentlig ved en kombination af at se hvordan andre har gjort og selv at prøve sig frem, og undervejs bør man benytte on-line hjælpen (som er relativt god). Det er dog nok nyttigt med en ultrakort introduktion, så en sådan gives på side 225.

1 Binomialfordelingen

BINOMIALFORDELINGSMODELLER kan komme på tale i situationer af følgende art:

- ♦ Man har et bestemt *elementarforsøg* der kan resultere i et af to mulige udfald som vi kalder 1 og 0 (eller Gunstig og Ikke-gunstig, eller Succes og Fiasko).
- ♦ Det er bestemt af tilfældigheder om elementarforsøget giver det ene eller det andet udfald.
- ♦ Man udfører n gentagelser af elementarforsøget, hvor n er et på forhånd fastlagt tal. Derefter man tæller op hvor mange af de n gentagelser der giver udfaldet 1.
- ♦ Resultatet bliver et antal y der i sagens natur er et heltal mellem 0 og n . De forskellige mulige værdier af y vil indtræffe med visse sandsynligheder der afhænger af tilfældighedsmekanismens nærmere indretning.
- ♦ Det samlede forsøg, altså det som består af de n elementarforsøg og som resulterer i antallet y , kaldes et *binomialforsøg*.

1.1 Et eksempel og en statistisk model

Her er et eksempel som vi vil bruge flere gange (eksemplet er hentet fra [16]): I en undersøgelse af insekters reaktion på insektgiften pyrethrum har man udsat nogle rismelsbiller, *Tribolium castaneum*, for forskellige mængder gift og derpå set hvor mange der var døde efter 13 dages forløb. Blandt andet blev 144 han-biller udsat for en giftpåvirkning på 0.20 mg/cm^2 ; af disse døde de 43 i løbet af den fastsatte periode. Her kan vi sige at et elementarforsøg består i at udsætte én han-bille for giftpåvirkningen 0.20 mg/cm^2 og så se om den er død eller ej efter 13 dage (dvs. »død« $\sim 1 \sim$ »Gunstigt udfald«).

Vi vil opstille en matematisk model for den beskrevne situation. Vi deler ræsonnementet op i en række punkter:

1. For hvert elementarforsøg indfører vi en såkaldt *indikatorvariabel* X der angiver om forsøget giver et 0 eller et 1. Indikatorvariablen hørende til elementarforsøg nr. j er X_j :

$$X_j = \begin{cases} 1 & \text{hvis bille nr. } j \text{ dør} \\ 0 & \text{hvis bille nr. } j \text{ ikke dør} \end{cases}$$

2. Det samlede antal døde biller kan da skrives som $Y = X_1 + X_2 + \dots + X_n$. I eksemplet kender vi ikke de enkelte X_j -er, men kun Y ; Y har værdien $y = 43$.
3. Indikatorvariablene $X_1, X_2, \dots, X_n$ er *stokastiske variable*. – En stokastisk variabel er kort fortalt et symbol der repræsenterer det tilfældige udfald af et bestemt tilfældighedseksperiment.
- Om X_j -erne antages det at
- a) de har alle den samme sandsynlighed p for at antage værdien 1, det vil sige $P(X_j = 1) = p$ for ethvert j ,
 - b) de er stokastisk uafhængige, det vil sige for vilkårlige $x_1, x_2, \dots, x_n$ gælder $P(X_1 = x_1, X_2 = x_2, \dots, X_n = x_n) = P(X_1 = x_1) \cdot P(X_2 = x_2) \cdot \dots \cdot P(X_n = x_n)$.
- Da X_j kun kan antage værdierne 0 og 1, og da summen af sandsynlighederne er 1, er $P(X_j = 0) = 1 - p$ for ethvert j .
4. Vi kan skrive *sandsynlighedsfunktionen* for X_j som

$$f(x) = P(X_j = x) = \begin{cases} p & \text{hvis } x = 1 \\ 1 - p & \text{hvis } x = 0 \end{cases}$$

eller kortere som $f(x) = P(X_j = x) = p^x (1 - p)^{1-x}$, $x = 0, 1$.

[Sandsynlighedsfunktionen for en stokastisk variabel X er den funktion der til hvert tal x knytter sandsynligheden for at X antager værdien x .]

5. Den *simultane* sandsynlighedsfunktion for de stokastiske variable $X_1, X_2, \dots, X_n$ er en funktion $f(x_1, x_2, \dots, x_n)$ der angiver sandsynligheden for at der samtidigt gælder at $X_1 = x_1$ og $X_2 = x_2$ og ... og $X_n = x_n$.
- Da X_j -erne er stokastisk uafhængige, er den simultane sandsynlighedsfunktion for X_j -erne produktet af de enkelte sandsynlighedsfunktioner:

$$\begin{aligned} f(x_1, x_2, \dots, x_n) &= P(X_1 = x_1) \cdot P(X_2 = x_2) \cdot \dots \cdot P(X_n = x_n) \\ &= p^{x_1} (1 - p)^{1-x_1} \cdot p^{x_2} (1 - p)^{1-x_2} \cdot \dots \cdot p^{x_n} (1 - p)^{1-x_n} \\ &= p^{x_1 + x_2 + \dots + x_n} (1 - p)^{n - (x_1 + x_2 + \dots + x_n)} \end{aligned}$$

når $(x_1, x_2, \dots, x_n)$ er et talsæt bestående af 0-er og 1-er. Hvis der i talsættet $(x_1, x_2, \dots, x_n)$ er netop y 1-er og $(n - y)$ 0-er, så er

$$f(x_1, x_2, \dots, x_n) = p^y (1 - p)^{n-y}.$$

6. Da vi nu kender den simultane sandsynlighedsfunktion for X_j -erne, kan vi bestemme sandsynlighedsfunktionen for $Y = X_1 + X_2 + \dots + X_n$. Sandsynligheden for at Y er lig med y , kan findes ved at summere sandsynlighederne for alle de sæt af n elementarforløb som består af præcis y 1-udfald og $(n - y)$ 0-udfald:

$$P(Y = y) = \sum_{x_1 + x_2 + \dots + x_n = y} f(x_1, x_2, \dots, x_n)$$

Tabel 1.1 Her ses 15 eksempler på udfald af 01-variable $X_1, X_2, \dots, X_{12}$, frembragt af en tilfældighedsmechanisme med $p = \frac{1}{3}$, samt de tilsvarende værdier af $Y = X_1 + X_2 + \dots + X_{12}$. Tallene i y -søjlen er således 15 observationer fra en binomialfordeling med $n = 12$ og $p = \frac{1}{3}$.

x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8	x_9	x_{10}	x_{11}	x_{12}	y
1	0	1	0	0	0	0	1	0	0	1	1	5
0	0	1	0	1	0	0	0	1	0	1	1	5
0	1	0	1	0	0	0	0	1	1	0	1	5
0	0	0	1	0	1	0	1	0	0	1	0	4
1	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	3
0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	2
0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	1	3
0	0	1	0	0	1	1	1	1	0	0	1	6
0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	2
0	0	0	1	0	0	1	1	0	0	0	0	3
0	1	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	3
1	1	0	0	1	0	0	1	1	0	0	1	6
0	0	0	1	1	0	0	1	1	0	0	0	4
0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	2
0	1	0	0	0	1	0	0	1	1	1	1	6

hvor meningen er at der summeres over alle talsæt $(x_1, x_2, \dots, x_n)$ der består af 0-er og 1-er og hvor $x_1 + x_2 + \dots + x_n = y$ (dvs. hvor der er netop y 1-er og $(n - y)$ 0-er). Vi fandt frem til at ethvert af disse talsæt har sandsynlighed $p^y (1 - p)^{n-y}$, så derfor bliver

$$P(Y = y) = A \cdot p^y (1 - p)^{n-y}$$

hvor A er antal forskellige talsæt $(x_1, x_2, \dots, x_n)$ med y 1-er og $(n - y)$ 0-er.

7. Antallet A af forskellige talsæt $(x_1, x_2, \dots, x_n)$ bestående af y 1-er og $(n - y)$ 0-er afhænger af værdierne af n og y ; man plejer at betegne det med symbolet $\binom{n}{y}$ (udtales » n over y «). Størrelsen $\binom{n}{y}$ kaldes en *binomialkoefficient*.
8. Alt i alt er vi dermed nået frem til at sandsynlighedsfunktionen for Y er

$$P(Y = y) = \binom{n}{y} p^y (1 - p)^{n-y}, \quad y = 0, 1, 2, \dots, n.$$

Denne sandsynlighedsfordeling hedder *binomialfordelingen med sandsynlighedsparameter p og antalsparameter n* , og man siger at Y er *binomialfordelt* med parametre n og p . Antalsparameteren n er et kendt heltal, og sandsynlighedsparameteren p , som typisk er ukendt, er et tal mellem 0 og 1.

Stokastiske variable der som X_j -erne kun kan antage værdierne 0 og 1, kaldes undertiden for *01-variable*. Der gælder altså at hvis Y er en sum af et bestemt antal uafhængige identisk fordelte 01-variable, så er Y binomialfordelt.

Den statistiske model for bille-forsøget kan nu kort formuleres således:

Observationen $y = 43$ er en observeret værdi af en stokastisk variabel Y som er binomialfordelt med antalsparameter $n = 144$ og ukendt sandsynlighedsparameter $p \in [0, 1]$.

Før vi kan give os i kast med statistisk analyse af binomialfordelte observationer, er det nødvendigt at lære forskelligt om binomialfordelingen og om binomialkoefficienter.

1.2 Binomialkoefficienter

DEFINITION 1.1: BINOMIALKOEFFICIENT

Binomialkoefficienten $\binom{n}{k}$ er et symbol der betegner antallet af forskellige måder hvorpå man kan placere k symboler 1 og 0 på n pladser således at symbolet 1 kommer på k af pladserne og symbolet 0 kommer på de resterende $(n - k)$ pladser.

Deraf følger at der er $\binom{n}{k}$ forskellige talsæt $(x_1, x_2, \dots, x_n)$ bestående af netop k 1-er og $(n - k)$ 0-er.

Ud fra definitionen kan man i princippet bestemme talværdier af enhver binomialkoefficient ved simpel optælling, eksempelvis er $\binom{4}{3}$ lig med 4, fordi der er de fire placeringer $(1, 1, 1, 0)$, $(1, 1, 0, 1)$, $(1, 0, 1, 1)$ og $(0, 1, 1, 1)$ af tre 1-er og et 0 på de fire pladser.

I praksis er optællingsmetoden dog ikke særlig hensigtsmæssig (prøv f.eks. at bestemme $\binom{37}{15}$ ved optællingsmetoden); over de næste par sider udledes nogle formler der kan gøre beregningsarbejdet lidt mere overkommeligt.

I definitionen af $\binom{n}{k}$ skal man placere k 1-er og $(n - k)$ 0-er. Hvis man i en sådan placering kalder 1-erne for 0 og 0-erne for 1, så får vi i stedet en placering af $(n - k)$ 1-er og k 0-er. Heraf følger at

$$\binom{n}{k} = \binom{n}{n-k} \quad \text{for } k = 0, 1, 2, \dots, n \text{ og } n = 0, 1, 2, \dots \quad (1.1)$$

Hvis k er 0 eller 1 eller n eller $(n - 1)$, er det let at udregne $\binom{n}{k}$; af definitionen og formel (1.1) får man

$$\begin{aligned} \binom{n}{0} &= 1 \quad \text{og dermed} \quad \binom{n}{n} = 1, & \text{for } n = 0, 1, 2, \dots \\ \binom{n}{1} &= n \quad \text{og dermed} \quad \binom{n}{n-1} = n, & \text{for } n = 1, 2, 3, \dots \end{aligned}$$

De forskellige placeringer af k 1-er og $(n - k)$ 0-er kan opdeles i to grupper:

1. Placeringer der har et 1 på sidstepladsen. På de første $(n - 1)$ pladser er der da netop $(k - 1)$ 1-er, og de kan placeres på $\binom{n-1}{k-1}$ forskellige måder. Denne gruppe består derfor af $\binom{n-1}{k-1}$ forskellige placeringer.
2. Placeringer der har et 0 på sidstepladsen. På de første $(n - 1)$ pladser er der da netop k 1-er, og de kan placeres på $\binom{n-1}{k}$ forskellige måder. Denne gruppe består derfor af $\binom{n-1}{k}$ forskellige placeringer.

Det samlede antal er lig summen af de to; dermed er vist at

$$\binom{n}{k} = \binom{n-1}{k} + \binom{n-1}{k-1} \quad \text{for } k = 1, 2, 3, \dots, n \text{ og } n = 1, 2, 3, \dots \quad (1.2)$$

Eksempel

Som illustration bestemmes talværdien af $\binom{5}{2}$.

- ♦ Ifølge formel (1.2) er $\binom{5}{2} = \binom{4}{2} + \binom{4}{1}$, så hvis vi kender talværdierne af $\binom{4}{2}$ og $\binom{4}{1}$, kan vi løse opgaven.
- ♦ Der gælder at $\binom{4}{1} = 4$ (fordi generelt er $\binom{n}{1} = n$).
- ♦ For at udregne $\binom{4}{2}$ benytter vi formel (1.2) en gang til: $\binom{4}{2} = \binom{3}{2} + \binom{3}{1}$.
 - Der gælder at $\binom{3}{1} = 3$.
 - Der gælder også at $\binom{3}{2} = 3$ (fordi $\binom{n}{n-1} = n$).

Dermed er $\binom{4}{2} = 3 + 3 = 6$.

Dermed er $\binom{5}{2} = \binom{4}{2} + \binom{4}{1} = 6 + 4 = 10$ – hvad man jo også kan se ved simpel optælling.

Pascals trekant

Formel (1.2) er ikke særlig velegnet når man ønsker at beregne en enkelt binomialkoefficient, men den er overordentlig praktisk hvis man ønsker at beregne alle binomialkoefficienter op til en eller anden øvre grænse for n .

Vi kender på forhånd binomialkoefficienterne med $n = 0$ og $n = 1$ (de er $\binom{0}{0} = 1$ og $\binom{1}{0} = \binom{1}{1} = 1$). Ved hjælp af formel (1.2) kan vi beregne alle koefficienter med $n = 2$, derefter alle med $n = 3$, derefter alle med $n = 4$, osv. Man plejer at stille resultaterne op i et skema der kaldes *Pascals trekant*, se figur 1.1. Heraf ses at f.eks. er $\binom{7}{2}$ lig 21. Hvert tal i Pascals trekant fremkommer ifølge formel (1.2) som summen af de to nærmeste tal i rækken lige ovenover, f.eks. er $21 = 6 + 15$. – Pascals trekant er opkaldt efter den franske videnskabsmand og tænker Blaise Pascal (1623-62).

Flere formler

Ved brug af Pascals trekant vil det være muligt at bestemme talværdier af enhver binomialkoefficient; man skulle dog udføre en hel del additioner og have et temmelig stort ark papir for at udregne f.eks. $\binom{37}{15}$. Heldigvis findes der også en anden og mindre pladskrævende metode hvor man så til gengæld skal lave nogle multiplikationer og divisioner. Som forberedelse til denne metode skal vi bruge endnu en formel for binomialkoefficienter.

n	binomialkoefficienterne $\binom{n}{k}$									
0										1
1									1	1
2								1	2	1
3						1	3	3	1	
4					1	4	6	4	1	
5				1	5	10	10	5	1	
6			1	6	15	20	15	6	1	
7		1	7	21	35	35	21	7	1	
:						:				

Figur 1.1 Pascals trekant.

Antag igen at vi skal fordele k 1-er og $(n - k)$ 0-er på n pladser, men nu er et af 1-erne mærket. Vi kan bestemme antallet af synligt forskellige placeringer på to måder:

- Bestem først hvilke pladser der skal have et 0: Det kan gøres på $\binom{n}{n-k} = \binom{n}{k}$ måder. Nu er der k pladser reserveret til 1-er, og der er derfor k forskellige måder at placere det mærkede 1 på. I alt er der derfor $k \cdot \binom{n}{k}$ synligt forskellige placeringer.
- Bestem først hvilke pladser der skal have et umærket 1. Det kan gøres på $\binom{n}{k-1}$ måder. Derefter kan det mærkede 1 placeres på en af de resterende $(n - k + 1)$ pladser. I alt er der derfor $(n - k + 1) \cdot \binom{n}{k-1}$ synligt forskellige placeringer.

Da de to antal er ens, er $k \cdot \binom{n}{k} = (n - k + 1) \cdot \binom{n}{k-1}$, og ved at flytte rundt på faktorerne fås

$$\binom{n}{k} = \frac{n - k + 1}{k} \cdot \binom{n}{k-1} \quad \text{for } k = 1, 2, \dots, n \text{ og } n = 1, 2, \dots \quad (1.3)$$

Denne formel fortæller hvordan man finder $\binom{n}{k}$ hvis man kender $\binom{n}{k-1}$.

Ved gentagne anvendelser af formel (1.3) fås i øvrigt

$$\begin{aligned} \binom{n}{k} &= \frac{(n - k + 1)}{k} \cdot \binom{n}{k-1} \\ &= \frac{(n - k + 1)}{k} \cdot \frac{(n - k + 2)}{k-1} \cdot \binom{n}{k-2} \\ &= \frac{(n - k + 1)}{k} \cdot \frac{(n - k + 2)}{k-1} \cdot \frac{(n - k + 3)}{k-2} \cdot \binom{n}{k-3} \\ &= \dots \\ &= \frac{(n - k + 1)}{k} \cdot \frac{(n - k + 2)}{k-1} \cdot \dots \cdot \frac{(n-2)}{3} \cdot \frac{(n-1)}{2} \cdot \frac{n}{1}, \end{aligned}$$

dvs.

$$\binom{n}{k} = \frac{n}{1} \cdot \frac{(n-1)}{2} \cdot \frac{(n-2)}{3} \cdot \dots \cdot \frac{(n-k+1)}{k} \quad \text{for } \begin{matrix} k = 1, 2, \dots, n \\ n = 1, 2, \dots \end{matrix} \quad (1.4)$$

(Hvis k er 0, er højresiden »det tomme produkt« som er 1.)

Hvis man på højresiden af (1.4) ganger med $1 \cdot 2 \cdot 3 \cdot \dots \cdot (n - k - 1) \cdot (n - k)$ i tæller og nævner, får man

$$\binom{n}{k} = \frac{n!}{k! (n - k)!} \quad \text{for } \begin{matrix} k = 1, 2, \dots, n \\ n = 1, 2, \dots \end{matrix} \quad (1.5)$$

(Når m er et positivt heltal, så er $m! = 1 \cdot 2 \cdot 3 \cdot \dots \cdot (m - 1) \cdot m$; endvidere er $0! = 1$.)

Ved hjælp af formel (1.4) og papir og blyant og lommeregner finder man let at $\binom{37}{15} = 9\,364\,199\,760$.

Binomialformlen

Hvorfor hedder det »binomialkoefficient«? Et *bi*-nomium er en *to*-leddet størrelse som f.eks. $a + b$. En velkendt formel fortæller hvad kvadratet på en toleddet størrelse er:

$$(a + b)^2 = a^2 + 2ab + b^2.$$

Denne formel kan generaliseres til at handle om den n -te potens af en toleddet størrelse. Hvis man i

$$(a + b)^n = \underbrace{(a + b)(a + b) \dots (a + b)}_{n \text{ faktorer}}$$

ganger parenteserne ud, får man 2^n led der hver især er et produkt af n faktorer, en fra hvert af de n binomier. Af disse 2^n led er der netop $\binom{n}{k}$ der består af k a -er og $(n - k)$ b -er. Derfor er

$$\begin{aligned} (a + b)^n &= \binom{n}{0} a^0 b^n + \binom{n}{1} a^1 b^{n-1} + \binom{n}{2} a^2 b^{n-2} + \dots + \binom{n}{n} a^n b^0 \\ &= \sum_{k=0}^n \binom{n}{k} a^k b^{n-k}. \end{aligned}$$

Denne formel hedder *binomialformlen*, fordi den handler om n -te potensen af et binomium. De koefficienter der indgår i binomialformlen, kaldes naturligt nok *binomialkoefficienter*.

1.3 Egenskaber ved binomialfordelingen

DEFINITION 1.2: BINOMIALFORDELING

Binomialfordelingen med sandsynlighedsparameter p og antalsparameter n er den diskrete sandsynlighedsfordeling givet ved sandsynlighedsfunktionen

$$f(y) = \binom{n}{y} p^y (1 - p)^{n-y}, \quad y = 0, 1, 2, \dots, n.$$

Her er p et (som oftest ukendt) tal mellem 0 og 1, og n er et positivt heltal.

Middelværdi og varians

Når man har at gøre med en sandsynlighedsfordeling, kan man udregne visse talstørrelser der beskriver forskellige træk ved fordelingen. Man udregner ofte fordelings *middelværdi* (= den forventede værdi = »tyngdepunktet« i fordelingen). Hvis Y er en stokastisk variabel der har en fordeling med sandsynlighedsfunktion f , så er middelværdien pr. definition tallet $E Y = \sum y f(y)$ hvor der summeres over alle de mulige y -værdier. For binomialfordelingens vedkommende er middelværdien altså tallet

$$E Y = \sum_{y=0}^n y \binom{n}{y} p^y (1-p)^{n-y}.$$

Denne sum ser ikke så rar ud, men heldigvis kan vi finde middelværdien på en anden og smartere måde. Som omtalt på side 11 kan en binomialfordelt stokastisk variabel Y fremkomme som en sum af uafhængige identisk fordelte 01-variable, så lad os sige at

$$Y = X_1 + X_2 + \dots + X_n$$

hvor $X_1, X_2, \dots, X_n$ er uafhængige 01-variable med $P(X_j = 1) = p$ for alle j . Ifølge regneregler for middelværdi er middelværdien af en sum lig summen af middelværdierne:

$$E Y = E X_1 + E X_2 + \dots + E X_n = n E X_1,$$

så problemet er nu reduceret til at bestemme $E X_1$, og det er overkommeligt ud fra definitionen af middelværdi:

$$E X_1 = 0 \cdot P(X_1 = 0) + 1 \cdot P(X_1 = 1) = 0 \cdot (1-p) + 1 \cdot p = p.$$

Vi har dermed fundet at $E Y = np$.

Dernæst ser vi på *variansen*. Variansen af en stokastisk variabel Y med sandsynlighedsfunktion f er pr. definition $\text{Var } Y = E((Y - E Y)^2) = \sum (y - E Y)^2 f(y)$ hvor der summeres over de mulige y -værdier. For at finde variansen af vores binomialfordelte stokastiske variabel $Y = X_1 + X_2 + \dots + X_n$ kan vi benytte et smart trick: Det er en egenskab ved varians at variansen af en sum af *uafhængige* størrelser er lig summen af varianserne af de enkelte led. Derfor er

$$\text{Var } Y = \text{Var } X_1 + \text{Var } X_2 + \dots + \text{Var } X_n = n \text{Var } X_1,$$

og vi behøver nu blot finde variansen af X_1 ; da X_1 kun antager værdierne 0 og 1, bliver udregningerne simple:

$$\text{Var } X_1 = E((X_1 - E X_1)^2) = E((X_1 - p)^2)$$

$$\begin{aligned} &= (0-p)^2 P(X_1 = 0) + (1-p)^2 P(X_1 = 1) \\ &= p^2(1-p) + (1-p)^2 p = p(1-p). \end{aligned}$$

Vi har hermed fundet at $\text{Var } Y = np(1-p)$.

Sammenfattende gælder at hvis den stokastiske variabel Y er binomialfordelt med parametre n og p , så er $E Y = np$ og $\text{Var } Y = np(1-p)$.

En fordelings *standardafvigelse* er pr. definition kvadratroden af variansen, dvs. for binomialfordelingens vedkommende $\sqrt{np(1-p)}$.

Udregning af binomialsandsynligheder

Hvis man ønsker at udregne binomialsandsynlighederne $f(y) = \binom{n}{y} p^y (1-p)^{n-y}$ for $y = 0, 1, 2, \dots, n$, er det som regel ikke hensigtsmæssigt bare uden videre at indsætte i formlen. Man kan med fordel benytte en rekursionsformel. Ved simple omskrivninger finder man at

$$\frac{f(y)}{f(y-1)} = \frac{n-y+1}{y} \cdot \frac{p}{1-p}, \quad y = 1, 2, \dots, n,$$

således at $f(y)$ let kan beregnes ud fra $f(y-1)$. Metoden bliver dermed

$$\begin{aligned} f(0) &= (1-p)^n, \\ f(y) &= f(y-1) \cdot \frac{n-y+1}{y} \cdot \frac{p}{1-p}, \quad y = 1, 2, \dots, n. \end{aligned}$$

Eksempel 1.1

Som eksempel vil vi beregne og tegne sandsynlighedsfunktionen for binomialfordelingen med $n = 18$ og $p = \frac{1}{6}$. (Denne fordeling kunne f.eks. beskrive antallet af seksere ved 18 kast med en almindelig terning.) Fordelingen har i øvrigt middelværdi $18 \cdot \frac{1}{6} = 3$ og varians $18 \cdot \frac{1}{6} \cdot \frac{5}{6} = 2.5$ (svarende til standardafvigelsen 1.58).

Ved at bruge den beskrevne metode udregnes fordelings sandsynlighedsfunktion f og man får tabellen i figur 1.2.

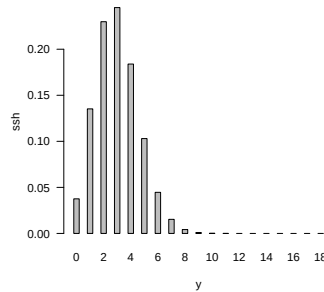
1.4 Regn og tegn

Her omtales hvordan man kan foretage de forskellige beregninger med R-programmet.

Binomialkoefficienter

Binomialkoefficienter udregnes med funktionen `choose`, f.eks. giver `choose(5, 2)` værdien af $\binom{5}{2}$.

y	$f(y) = \binom{18}{y} \left(\frac{1}{6}\right)^y \left(\frac{5}{6}\right)^{18-y}$
0	0.038
1	0.135
2	0.230
3	0.245
4	0.184
5	0.103
6	0.045
7	0.015
8	0.004
9	0.001
10	0.000
11	0.000
12	0.000
13	0.000
14	0.000
15	0.000
16	0.000
17	0.000
18	0.000
1.000	



Figur 1.2 Tabel hhv. pindediagram over sandsynlighedsfunktionen for binomialfordelingen med $n = 18$ og $p = \frac{1}{6}$.

Binomialsandsynligheder

Binomialsandsynligheder udregnes med funktionen `dbinom`. Eksempelvis kan sandsynlighederne i binomialfordelingen med $n = 18$ og $p = \frac{1}{6}$ udregnes sådan:

```
n <- 18 # n får værdien 18
y <- 0:n # y bliver vektoren (0,1,2,...,18)
ssh <- dbinom(y, size=n, prob=1/6) # udregn  $\binom{n}{y} \left(\frac{1}{6}\right)^y \left(1 - \frac{1}{6}\right)^{n-y}$ 
ssh # udskriv resultatet
round(ssh, digits=3) # udskriv resultatet afrundet til 3 decimaler:
```

Pindediagrammet i figur 1.2 kan derefter fremstilles sådan:

```
barplot(ssh, space=1.5, names.arg=y, las=1, xlab="y", ylab="ssh")
```

Tabel 1.1

Man kan fremstille en tabel som tabel 1.1 på følgende måde, hvor kaldet af `rbinom` leverer 180 tilfældige tal fra en binomialfordeling med $n = 1$ og $p = \frac{1}{3}$, funktionen `matrix` putter tallene ind i en matrix med det ønskede antal rækker, funktionen `rowSums` udregner rækkesummer, og funktionen `cbind` sætter matricer sammen langs søjler ($c = \text{columns}$):

```
t <- matrix(rbinom(180, size=1, prob=1/3), nrow=15)
cbind(t, rowSums(t))
```

1.5 Opgaver

Opgave 1.1

Tabel 1.1 (side 11) er fremstillet på den måde at man har sat et computerprogram til at frembringe udfald af 01-variable $X_1, X_2, \dots, X_n$ sådan at sandsynligheden for værdien 1 hver gang er et givet tal p (som er $\frac{1}{3}$).

1. Udregn sandsynligheden for at få det talsæt $x_1, x_2, \dots, x_n$ der står i række nummer 5.
2. Udregn sandsynligheden for at få det talsæt $x_1, x_2, \dots, x_n$ der står i række nummer 7.
3. Opskriv sandsynlighedsfunktionen for $X_1, X_2, \dots, X_n$.
4. Opskriv sandsynlighedsfunktionen for $Y = \sum_{j=1}^n X_j$.

Opgave 1.2

På side 11 nåede vi frem til en tilstrækkelig betingelse for at en stokastisk variabel Y er binomialfordelt. Overvej med denne betingelse in mente om man kan benytte binomialfordelingsmodeller i nedenstående kort skitserede situationer (angiv i givet fald hvad elementarforsøgene og hvad parametrene n og p er):

1. Antal toere ved fem kast med en almindelig terning.
2. Antal toere ved et kast med fem almindelige terninger.
3. Antal gange man skal kaste en almindelig terning for at få en toer.
4. Antal børn i en skoleklasse som bruger briller.
5. Antal nyregistrerede AIDS-tilfælde i Danmark i maj år 2006.
6. Antal nyregistrerede AIDS-tilfælde i Danmark i maj år 2010.
7. Antal passagerer i en HT-bus som ved forrige valg stemte på Dansk Folkeparti.
8. Antal trykfejl i en bog.

Opgave 1.3

Udregn binomialkoefficienten $\binom{12}{5}$, dels ved hjælp af Pascals trekant, dels ved hjælp af formel (1.4) (og uden at bruge lommeregneren).

Opgave 1.4

I tabel 1.1 er vist udfald $y_1, y_2, \dots, y_{15}$ af en stokastisk variabel Y som er binomialfordelt med antalsparameter 12 og sandsynlighedsparameter $\frac{1}{3}$.

1. Udregn en tabel over fordelingen af Y (altså en tabel over sandsynlighedsfunktionen for binomialfordelingen med antalsparameter 12 og sandsynlighedsparameter $\frac{1}{3}$).
Sammenlign med den empiriske fordeling af $y_1, y_2, \dots, y_{15}$ (altså de relative hyppigheder hvormed udfaldene 0, 1, 2, $\dots$, 12 faktisk er forekommet).

2. Tegn et pindediagram over fordelingen af Y (altså en tegning i stil med figur 1.2). Tegn desuden et pindediagram over den empiriske fordeling. Ligner de to fordelinger hinanden?
3. Hvor mange gange ud af 15 gentagelser skulle man forvente at få observationen $Y = 5$? Hvor mange gange har man faktisk fået observationen 5?
4. Udregn middelværdien af Y . Udregn variansen og standardafvigelsen af Y .

Opgave 1.5 (Fru Hansen spiller banko)

Fru Hansen går til banko-spil de fem af ugens dage. Hun kan derfor opleve at der er 0, 1, 2, 3, 4 eller 5 dage i løbet af ugen hvor hun går hjem med en gevinst, men det er tilfældigt hvad det faktiske antal »gevinstdage« bliver. Man kan derfor for en given uge indføre en stokastisk variabel Y som skal stå for »antal gevinstdage i den pågældende uge«. Man vil gerne vide noget om fordelingen af Y , især noget om $E Y$, det forventede antal gevinstdage på en uge.

Antag at der hver dag er sandsynligheden p for at hun vinder.

1. Formulér en passende statistisk model for antallet Y af gevinstdage.
2. Hvad er det forventede antal gevinstdage $E Y$? Tegn grafen for $E Y$ som funktion af p .
3. For at få et indtryk af hvor meget Y kan variere fra uge til uge, vil man også gerne vide noget om $\text{Var } Y$.
Hvad er variansen af Y ? Tegn grafen for $\text{Var } Y$ som funktion af p ; hvornår er variansen størst, og hvor stor er den da?
4. Bankospilarrangøren vil indrette det sådan at hvis man spiller hver af ugens fem »arbejdsdage«, så skal man kunne forvente netop én gevinstdag.
a) Hvad skal han da vælge p til at være?
b) Tegn den tilsvarende fordeling af Y .
c) Hvor stor er variansen i fordelingen?
5. Fru Hansen vil spille i 10 uger. Hvor mange uger må hun forvente at hun ikke får en eneste gevinstdag?

Opgave 1.6 (Eksempel på simpel forsøgsplanlægning)

Ved en meningsmåling vil man spørge n personer om de er for eller mod et bestemt emne; derefter vil man udregne antallet Y af svarpersoner der er for.

1. Formulér en passende statistisk model for denne situation (dvs. angiv en sandsynlighedsfunktion for Y).
2. Benyt modellen til at finde standardafvigelsen af Y (for at få en idé om størrelsen af den tilfældige variation). Hvad er standardafvigelsen af den relative hyppighed Y/n ?
3. Hvordan afhænger standardafvigelsen af de indgående parametre? Hvor stor skal n være for at standardafvigelsen af den relative hyppighed er 0.02 (eller mindre)?

Opgave 1.7 (Hypergeometriske sandsynligheder)

Kombinatorik er læren om at tælle. Mange kombinatoriske problemer formuleres på den måde at man taler om forskelligtfarvede kugler der lægges ned i og tages op af kasser (eller urner) efter bestemte regler.

Antag at man har en kasse med R røde og H hvide kugler.

1. Vis med udgangspunkt i definition 1.1 at der er $\binom{R}{r}$ forskellige måder hvorpå man kan udtage r røde kugler uden tilbagelægning.
2. Man vil udtage n kugler i alt fra kassen, stadig uden tilbagelægning. Find antallet af forskellige måder det kan gøres på således at man får netop r røde og $(n-r)$ hvide kugler.
Svaret er $\binom{R}{r} \cdot \binom{H}{n-r}$. – Det er underforstået at r et heltal der opfylder visse betingelser:
a) $0 \leq r \leq n$: antal udtagne røde kugler må ligge mellem 0 og det totale antal udtagne kugler (n).
b) $r \leq R$: man kan ikke udtage flere røde kugler end der er.
c) $n-r \leq H$: man kan ikke udtage flere hvide kugler end der er.
3. Vis at $\sum_{\text{alle } r} \binom{R}{r} \cdot \binom{H}{n-r} = \binom{R+H}{n}$.
4. Hvis man roder godt rundt i kassen inden man udtager de n kugler, kan man sige at man får udvalgt en *tilfældig delmængde* bestående af n kugler således at enhver af de $\binom{R+H}{n}$ forskellige delmængder har samme sandsynlighed for at blive udvalgt.
Vis at sandsynligheden for at en tilfældig delmængde indeholder netop r røde og $(n-r)$ hvide kugler, er $\frac{\binom{R}{r} \cdot \binom{H}{n-r}}{\binom{R+H}{n}}$. (Dette er et eksempel på en *hypergeometrisk* sandsynlighed.)

2 Den simple binomialfordelingsmodel

I FORRIGE KAPITEL OPSTILLEDE VI en statistisk model i den simple binomialfordelingssituation. I modellen optræder to størrelser n og p der tilsammen specificerer binomialfordelingen. Størrelsen n er et kendt tal, men p er ukendt: værdien af n fastsættes ved planlægningen af forsøget, hvorimod p beskriver en egenskab ved den tilfældighedsmekanisme der frembringer observationerne; i nogle situationer vil man sige at p beskriver en egenskab ved naturen eller virkeligheden. En størrelse som p er en *parameter* i modellen. Man siger ofte *den sande værdi* af parameteren p når man mener den værdi som p »i virkeligheden« har (i modsætning til en værdi som man selv foreslår). I dette kapitel skal vi se hvordan man kan få noget at vide om den sande værdi af p .

2.1 Estimation af parameteren p

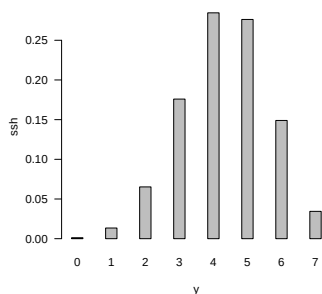
Ved hjælp af den statistiske model er det muligt at hente information om den sande parameterværdi ud af observationerne: på grundlag af model plus observationer udregner man et *skøn* eller et *estimat* over værdien af p , og selve processen hedder *estimation*.

I eksemplet med rismelsbillerne i kapitel 1 var $n = 144$ og det observerede antal gunstige udfald var $y = 43$. Da p skal fortolkes som sandsynligheden for at få et gunstigt udfald, og da man har observeret 43 gunstige ud af 144, er det nærliggende at foreslå at estimere p som den relative hyppighed $y/n = 43/144 = 0.30$.

I det følgende vil vi præsentere en generel estimationsmetode der kan bruges i »enhver« situation, og vi vil eftervise at den generelle metode fører frem til at sandsynlighedsparameteren p faktisk skal estimeres som y/n .

Likelihoodmetoden

Det er i enkelte simple tilfælde ret klart hvordan man »selvfølgelig« skal analysere sin statistiske model, idet der er en »umiddelbart indlysende« fremgangsmåde osv. I de fleste tilfælde er det knap så klart. Vi vil introducere et sæt overordnede principper for hvordan man bør analysere en statistisk model. Disse principper gælder (med visse tilføjelser) for »enhver« model. Indførelsen af principperne betyder *ikke* at man slipper for overvejelser over hvad man »selvfølgelig« skal gøre, og hvad der er »umiddelbart indlysende«, *men* at man i stedet for at skulle gøre overvejelserne igen og igen i hvert enkelt tilfælde, så at sige



Figur 2.1 En »typisk« sandsynlighedsfunktion $y \mapsto f(y; p)$.

overstår dem alle på en gang ved at hæve dem fra enkelttilfældene op til et overordnet niveau hvor de udnævnes til generelle principper. – Et princip er i denne sammenhæng en norm, en retningslinje, som ikke bliver logisk-deduktivt bevist, men som retfærdiggøres dels gennem generelle betragtninger og overvejelser, dels ved at de leverer fornuftige resultater i konkrete situationer.

Vi vil i al stilfærdighed præsentere et sådant sæt principper og vise hvordan de udmøntes i en generel metode til estimation af ukendte parametre i statistiske modeller. I dette kapitel skal vi se på hvordan den generelle metode ser ud i eksemplet »den simple binomialfordelingsmodel«, og som gennemgående eksempel på »den simple binomialfordelingsmodel« bruger vi rismelsbille-eksemplet. (Der er altså flere niveauer af eksempler: Rismelsbille-eksemplet er et eksempel på en simpel binomialfordelingsmodel, og den simple binomialfordelingsmodel er et eksempel på en statistisk model.)

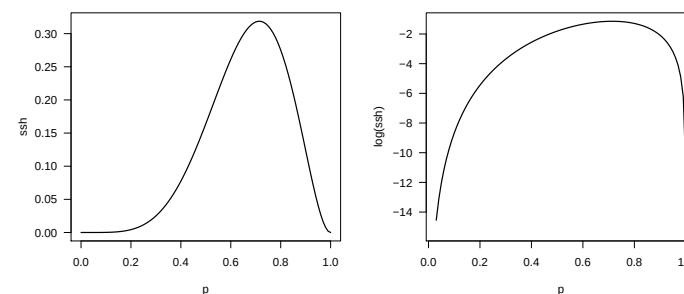
Den statistiske model i rismelsbille-eksemplet siger at $y = 43$ opfattes som en observation af en stokastisk variabel Y som er binomialfordelt med antalsparameter $n = 144$ og ukendt sandsynlighedsparameter $p \in [0, 1]$. Sandsynlighedsfunktionen for Y er

$$f(y) = \binom{n}{y} p^y (1-p)^{n-y}, \quad y = 0, 1, 2, \dots, n.$$

For at fremhæve at udtrykket afhænger af både y og p , skriver vi $f(y; p)$ i stedet for $f(y)$:

$$f(y; p) = \binom{n}{y} p^y (1-p)^{n-y}, \quad y = 0, 1, 2, \dots, n; 0 \leq p \leq 1.$$

Funktionen f er nu en funktion af to variable, en observationsvariabel y og en parametervariabel p . Funktionen kaldes *modelfunktionen* for den statistiske model fordi den specificerer modellen fuldstændigt: for enhver kombination af en mulig observation y



Figur 2.2 Til venstre: en »typisk« likelihoodfunktion $p \mapsto L(p; y) = f(y; p)$. Til højre: den tilsvarende log-likelihoodfunktion.

og en mulig parameterværdi p angiver den sandsynlighed for at observere netop det y hvis netop det p er den rigtige parameterværdi. Modelfunktionen er flere funktioner i én:

- ◊ Hvis vi i modelfunktionen fikserer p og opfatter funktionen som en funktion af y alene, så har vi *sandsynlighedsfunktionen* svarende til parameterværdien p . En »typisk« sandsynlighedsfunktion er vist i figur 2.1.
- ◊ Hvis vi i modelfunktionen fikserer y og opfatter funktionen som en funktion af p alene, så har vi *likelihoodfunktionen* svarende til observationen y . Likelihoodfunktionen betegnes ofte $L(\cdot)$ eller $L(\cdot; y)$:

$$L(p) = L(p; y) = \binom{n}{y} p^y (1-p)^{n-y}, \quad 0 \leq p \leq 1.$$

Figur 2.2 viser en »typisk« likelihoodfunktion.

I vort eksempel er modelfunktionen

$$f(y; p) = \binom{144}{y} p^y (1-p)^{101}, \quad y = 0, 1, 2, \dots, 144; 0 \leq p \leq 1,$$

og likelihoodfunktionen svarende til observationen $y = 43$ er

$$L(p) = L(p; 43) = \binom{144}{43} p^{43} (1-p)^{101}, \quad 0 \leq p \leq 1.$$

Likelihoodfunksionsværdien $L(p; y)$ er sandsynligheden for at observere det y man faktisk har observeret, forudsat at den ukendte parameter har værdien p . Likelihoodfunktionen kan derfor anvendes til at sammenligne forskellige parameterværdiers evne til

at beskrive den faktiske observation y . For hvis f.eks. $L(p_1; y) < L(p_2; y)$, så er chancen for at observere netop dette y større når p er lig p_2 , end når p er lig p_1 , og det må betyde at p_2 giver en bedre beskrivelse af data end p_1 gør. Den parameterværdi som giver den bedste beskrivelse efter disse retningslinjer, er da den værdi som maksimiserer likelihoodfunktionen, og den kaldes *maksimaliseringsestimaten* (eller *maximum likelihood estimaten*) for p og betegnes $\hat{p}$ («p hat»). Tallet $\hat{p}$ er altså bestemt ved at

$$L(\hat{p}; y) \geq L(p; y) \quad \text{for alle } p.$$

Bemærk at $\hat{p}$ er en funktion af y .

Af bekvemmelighedsgrunde opererer man tit med *log-likelihoodfunktionen*, dvs. funktionen $\ln L(p)$, og man bestemmer $\hat{p}$ som maksimumspunktet for $\ln L$ (resultatet bliver jo det samme). I vort eksempel er log-likelihoodfunktionen

$$\ln L(p) = \ln \binom{144}{43} + 43 \ln p + 101 \ln(1-p).$$

Imidlertid vil talværdierne let gøre ræsonnementerne ugennemskuelige, så vi vender tilbage til den generelle binomialfordelingsmodel hvor log-likelihoodfunktionen er

$$\ln L(p) = \ln \binom{n}{y} + y \ln p + (n-y) \ln(1-p).$$

Hvad er $\hat{p}$ i denne model? Svaret herpå får vi ved at løse den matematikopgave der hedder: »Bestem maksimumspunkt(er) for funktionen $p \mapsto \ln L(p)$ når $p \in [0, 1]$ «, så det gør vi. Fra matematikken ved vi at kandidater til maksimumspunkter er dels intervalendepunkterne $p = 0$ og $p = 1$, dels de stationære punkter, dvs. de punkter hvor $\frac{d}{dp} \ln L(p) = 0$. For $0 < p < 1$ er

$$\frac{d}{dp} \ln L(p) = \frac{y}{p} - \frac{n-y}{1-p} = \frac{y-np}{p(1-p)}.$$

Det er hensigtsmæssigt at dele op i tre tilfælde:

- ◊ $0 < y < n$: Så er punktet $p = y/n$ det eneste stationære punkt for $\ln L$, og da $\ln L(0)$ og $\ln L(1)$ begge er $-\infty$, er $p = y/n$ et entydigt maksimumspunkt.
- ◊ $y = n$: Så er $\ln L(p) = n \ln p$, hvilket er en voksende funktion af p . Den antager derfor sin største værdi når p er størst mulig, dvs. når $p = 1$.
- ◊ $y = 0$: Så er $\ln L(p) = n \ln(1-p)$, hvilket er en aftagende funktion af p . Den antager derfor sin største værdi når p er mindst mulig, dvs. når $p = 0$.

I alle tre tilfælde er der således et entydigt maksimumspunkt der kan udregnes som y/n . Vi er hermed nået frem til at i *binomialmodellen med modelfunktion*

$$f(y; p) = \binom{n}{y} p^y (1-p)^{n-y}, \quad y = 0, 1, 2, \dots, n; \quad 0 \leq p \leq 1,$$

er *maksimaliseringsestimaten* $\hat{p}$ for p givet som $\hat{p} = y/n$.

At p skal estimeres ved den relative hyppighed y/n kan næppe overraske nogen, det er næsten hvad man kan sige sig selv. Det interessante er at det altså også er det svar man når frem til ved at benytte den generelle fremgangsmåde som er

- ◊ opstil modelfunktionen,
- ◊ dan derudfra likelihoodfunktionen,
- ◊ bestem $\hat{p}$ som maksimumspunktet for likelihoodfunktionen.

Det er vigtigt at have in mente at der tænkes at eksistere en *sand parameterværdi* som er et bestemt, ukendt tal. Vi kan principielt aldrig erfare den sande parameterværdi, men ud fra foreliggende observationer kan vi estimere den.

Middelfejlen på $\hat{p}$

Maksimaliseringsestimaten $\hat{p} = y/n$ er det bedste bud vi kan give på den ukendte p -værdi når vi har observeret antallet y ud af n . Den statistiske model fortæller at y er at opfatte som en observation af en stokastisk variabel Y ; det medfører at vi også må opfatte estimaten y/n som en observation af en stokastisk variabel, nemlig Y/n ; den stokastiske variabel $\hat{p} = \hat{p}(Y) = Y/n$ kaldes *maksimaliseringsestimatoren* for p . Da Y er binomialfordelt med parametre n og p , er middelværdien af Y lig np , og ifølge regnereglerne for middelværdi er så $E \hat{p}(Y) = (E Y)/n = p$, hvilket betyder at maksimaliseringsestimatoren $\hat{p}$ for p i *middel* giver det rigtige svar p , men deraf følger ikke noget om det konkrete enkelttilfælde. – En estimator hvis middelværdi er lig den parameter der skal estimeres, kaldes en *central estimator* (på engelsk: an *unbiased estimator*).

For at få en idé om størrelsen af maksimaliseringsestimatorens tilfældige variation omkring sin middelværdi p kan man bestemme den såkaldte *middelfejl* på $\hat{p}$, dvs. standardafvigelsen på $\hat{p}(Y)$. Da Y er binomialfordelt med parametre n og p , er $\text{Var } Y = np(1-p)$, og ifølge regneregler for varianser er $\text{Var}(\hat{p}(Y)) = \text{Var}(Y/n) = (\text{Var } Y)/n^2 = p(1-p)/n$, så *middelfejlen* på $\hat{p}(Y)$ er

$$\sqrt{p(1-p)/n}.$$

I billeeksemplet er standardafvigelsen på $\hat{p}$ lig $\sqrt{p(1-p)/144}$, og den estimerede standardafvigelse er $\sqrt{\hat{p}(1-\hat{p})/n} = \sqrt{0.30 \times 0.70/144} = 0.04$.

Sammenfattende kan vi sige at binomialparameteren p i billeeksemplet estimeres til $\hat{p} = 0.30$ med en standardafvigelse på 0.04.

2.2 En simpel statistisk hypotese

Det er ikke altid at man er tilfreds med blot at *estimere* den ukendte parameter i den statistiske model, undertiden ønsker man også at opstille og teste *statistiske hypoteser* vedrørende den sande værdi af parameteren.

Antag at det i rismelsbilleksemplet er sådan at man har en referencegift hvorom man véd at når man doserer den med 0.20 mg/cm^2 , så dør 23% af billerne [– sådan er det ikke; denne del af eksemplet er opdigtet til lejligheden!]. Den gift der er afprøvet, er ligeledes doseret med 0.20 mg/cm^2 , og der skete som nævnt det at 43 ud af 144 biller døde. Spørgsmålet er om den afprøvede gift virker på samme måde som referencegiften. Hvad »på samme måde« nærmere skal betyde, kan man sikkert diskutere længe og inderligt, men formuleret i den statistiske models sprog er det nemt nok: det betyder at $p = p_0$, altså at sandsynligheden for at en bille dør når den er blevet udsat for den afprøvede gift, er lig p_0 , hvor p_0 er en kendt værdi (her 0.23). Påstanden at $p = p_0$, er et eksempel på en såkaldt *statistisk hypotese*; statistiske hypoteser navngives ofte med symboler som H_0 , H_1 , osv., så her vil vi tale om hypotesen $H_0 : p = p_0$.

Hvordan passer den statistiske hypotese og de foreliggende observationer sammen? Man kan se at den estimerede værdi $\hat{p} = \frac{43}{144}$ ikke er lig med 0.23, men eksakt lighed ville også være mere end man kunne forvente, taget i betragtning at modellen siger at tallet $y = 43$ er en observation fra en *sandsynlighedsfordeling*. Man kan kun sige at

- hvis der *ikke* er stor afvigelse mellem $\hat{p}$ og p_0 , så er der ikke klare tegn på at den afprøvede gift virker anderledes end referencegiften – der er *ikke* nogen *signifikant* forskel,
- og hvis der *er* stor afvigelse mellem $\hat{p}$ og p_0 , så er det tegn på at den afprøvede gift *ikke* virker på samme måde som referencegiften – der er en *signifikant* forskel.

Her er der to ting der behøver en nærmere præcisering: hvordan måler man afvigelsen mellem $\hat{p}$ og p_0 , og hvordan afgør man hvornår afvigelsen er stor og hvornår ikke. I afsnit 2.3 præsenteres en generel metode hvormed man kan håndtere disse spørgsmål.

Det faglige problem blev præsenteret på den måde at man ønskede at vide om den afprøvede gift virkede på samme måde som referencegiften, og det førte til hypotesen $H_0 : p = p_0$. Men hvis man i stedet havde stillet spørgsmålet om der var forskel på de to gifte, hvordan skulle man så have grebet sagen an? Svaret er: på nøjagtig samme måde, altså stadig ved at undersøge $H_0 : p = p_0$. Statistiske hypoteser er nemlig altid *forsimplende* i den forstand at man går fra det mere detaljerede til det mindre detaljerede. I eksemplet begynder man derfor med den mest detaljerede model, den hvor p kan være hvad som helst, og så opstiller man som statistisk hypotese at modellen er mindre detaljeret, nemlig at p kun har lov til at have den ene værdi p_0 .

2.3 Kvotientteststørrelsen

Det blev påstået at man ved hjælp af likelihoodfunktionen kan sammenligne forskellige parameterverdiers evne til at beskrive det faktisk observerede y : hvis $L(p_1; y) < L(p_2; y)$, så giver parameterværdien p_2 en bedre beskrivelse end parameterværdien p_1 gør, inden for rammerne af den aktuelle statistiske model. I særdeleshed giver maksimaliseringsesti-

matet $\hat{p} = \hat{p}(y)$ den bedst mulige beskrivelse af observationen y . Parameterverdier der giver en værdi af likelihoodfunktionen som ligger tæt på den maksimale værdi $L(\hat{p})$, må give en næsten lige så god beskrivelse af observationen y som $\hat{p}$ gør.

Når vi derfor skal teste en statistisk hypotese $H_0 : p = p_0$ om at den ukendte parameter p kan antages at have den kendte værdi p_0 , så må det foregå ved at sammenligne likelihoodfunktionens værdi i punktet p_0 med dens maksimale værdi, altså ved at sammenligne de to tal $L(p_0)$ og $L(\hat{p})$. Hvis $L(p_0)$ er næsten lige så stor som $L(\hat{p})$, betyder det at p_0 beskriver observationen y næsten lige så godt som $\hat{p}$ gør, og det betyder igen at man kan tillade sig at mene at p_0 er den sande værdi af p : man *accepterer* eller *godkender* hypotesen H_0 . Hvis derimod $L(p_0)$ er væsentligt mindre end $L(\hat{p})$, betyder det at p_0 giver en væsentligt dårligere beskrivelse af observationen y end $\hat{p}$ gør, og det er derfor ikke rimeligt at mene at p_0 skulle være den sande værdi af p : man *forkaster* H_0 .

Når man sammenligner $L(p_0)$ og $L(\hat{p})$, skal det gøres ved at dividere den mindste med den største: man danner kvotienten

$$Q = Q(y) = \frac{L(p_0)}{L(\hat{p})} = \frac{L(p_0; y)}{L(\hat{p}; y)}.$$

Resultatet bliver et tal mellem 0 og 1, og

- en Q -værdi nær 1 viser at p_0 er stort set lige så god som $\hat{p}$: man accepterer H_0 ,
- en Q -værdi langt fra 1 viser at p_0 er væsentligt dårligere end $\hat{p}$: man forkaster H_0 .

Man kalder Q for *kvotientteststørrelsen* for den statistiske hypotese H_0 .

I binomialfordelingsmodellen er $L(p) = \binom{n}{y} p^y (1-p)^{n-y}$, så

$$Q = Q(y) = \frac{p_0^y (1-p_0)^{n-y}}{\hat{p}^y (1-\hat{p})^{n-y}} = \left(\frac{np_0}{y} \right)^y \left(\frac{n(1-p_0)}{n-y} \right)^{n-y} \quad (2.1)$$

idet $\hat{p} = y/n$. I eksemplet er $n = 144$, $y = 43$ og $p_0 = 0.23$, så den observerede værdi Q_{obs} af Q er

$$Q_{\text{obs}} = \left(\frac{144 \times 0.23}{43} \right)^{43} \left(\frac{144 \times 0.77}{101} \right)^{101} = 0.165.$$

Tallet $Q_{\text{obs}} = 0.165$ i sig selv kan vi ikke stille noget op med – det giver ingen mening at spørge om 0.165 er nær 1 eller langt fra 1 så længe vi ikke har en målestok eller et sammenligningsgrundlag. Den statistiske model fortæller at vi skal betragte y som en observation af en stokastisk variabel Y ; dermed skal vi også betragte $Q_{\text{obs}} = Q(y)$ som en observation af den stokastiske variabel $Q(Y)$. Fordelingen af Y beskriver hvilke y -værdier man også kunne have fået (i stedet for den faktisk observerede) og med hvilke sandsynligheder, og den tilsvarende fordeling af $Q(Y)$ beskriver dermed hvilke

Q -værdier man også kunne have fået (i stedet for 0.165) og med hvilke sandsynligheder. Takket være den statistiske model kan vi altså sammenholde den faktiske værdi $Q_{\text{obs}} = 0.165$ med alle de andre Q -værdier man også kunne have fået når p har værdien p_0 .

- ◊ Hvis det er sådan at der når $p = p_0$ er en pæn chance (f.eks. over 5%) for at få Q -værdier som ligger længere væk fra 1 end Q_{obs} gør, dvs. for at få Q -værdier for hvilke $Q \leq Q_{\text{obs}}$, så vil man sige at Q_{obs} ikke ligger specielt langt fra 1, og man vil *acceptere* hypotesen $H_0 : p = p_0$.
- ◊ Hvis det derimod er sådan at der når $p = p_0$ er meget lille chance (f.eks. under 5%) for at få Q -værdier som ligger længere fra 1 end Q_{obs} gør, dvs. for at få Q -værdier for hvilke $Q \leq Q_{\text{obs}}$, så vil man fortolke det som at Q_{obs} i sig selv ligger usædvanligt langt fra 1, og man vil *forkaste* hypotesen $H_0 : p = p_0$.

Når man skal teste hypotesen H_0 , skal man derfor bestemme *testsandsynligheden*

$$\varepsilon = P_0(Q \leq Q_{\text{obs}}).$$

Testsandsynligheden er sandsynligheden under H_0 for at få en værre, dvs. mindre, Q -værdi end den faktisk observerede værdi Q_{obs} . (Fodtegnet 0 på P-et angiver at sandsynligheden skal udregnes under antagelse af at hypotesen H_0 er rigtig.)

1. Hvis testsandsynligheden ε er meget lille, så forkaster man H_0 på grund af følgende ræsonnement:
 - a) Vi har fået en Q_{obs} -værdi der er så langt fra 1 at der, forudsat at H_0 er rigtig, kun er den meget lille sandsynlighed ε for at få en værre Q -værdi.
 - b) I praksis plejer man ikke at få særligt ekstreme observationer, så der må være noget galt med forudsætningerne for beregningen af ε .
 - c) Da vi ikke kan lave om på observationerne, må det være hypotesen H_0 der er noget galt med.
2. Hvis testsandsynligheden ε har en pæn størrelse, så kan man *ikke* forkaste H_0 . Ræsonnementet er denne gang således:
 - a) Vi har fået en Q_{obs} -værdi der ikke ligger specielt langt fra 1, thi der er nemlig, forudsat at H_0 er rigtig, en pæn chance ε for at få en værre Q -værdi.
 - b) Den faktiske værdi Q_{obs} er derfor udmærket forenelig med hypotesen H_0 , og der er dermed *ikke* grundlag for at forkaste H_0 .

Hvis testsandsynligheden ε er så lille at man forkaster hypotesen, så siger man at teststørrelsen Q_{obs} er *signifikant*, eller at der er *signifikans*.

Bestemmelse af testsandsynligheden ε

Vi vil nu for en stund holde inde med generelle betragtninger over tests og i stedet vende tilbage til den konkrete binomialfordelingsmodel, hvor der viser sig et påtrængende problem, nemlig hvordan bestemmer man rent faktisk testsandsynligheden ε ? Pr. definition er ε lig med sandsynligheden for at $Q(Y) \leq Q_{\text{obs}}$, udregnet under forudsætning af at den sande parameterværdi er lig p_0 .

Af forskellige grunde, hvoraf nogle er regnetekniske og andre vil fremgå lidt senere, opererer man ofte med $-2 \ln Q$ i stedet for Q , og testsandsynligheden er da sandsynligheden for at $-2 \ln Q(Y) \geq -2 \ln Q_{\text{obs}}$. Ud fra det tidligere fundne udtryk for Q (formel (2.1)) får vi at

$$-2 \ln Q(y) = 2 \left(y \ln \frac{y}{np_0} + (n-y) \ln \frac{n-y}{n(1-p_0)} \right), \quad (2.2)$$

så i taleksemplet er

$$-2 \ln Q(y) = 2 \left(y \ln \frac{y}{33.12} + (144-y) \ln \frac{144-y}{110.88} \right) \quad (2.3)$$

og dermed

$$-2 \ln Q_{\text{obs}} = -2 \ln Q(43) = 3.60.$$

Testsandsynligheden ε kan nu fås ved at summere sandsynlighederne for alle de y -er som har den egenskab at $-2 \ln Q(y) \geq -2 \ln Q_{\text{obs}}$ idet sandsynlighederne udregnes under antagelse af at hypotesen er rigtig, dvs. det antages at $p = p_0$:

$$\varepsilon = \sum_{y: -2 \ln Q(y) \geq -2 \ln Q_{\text{obs}}} \binom{n}{y} p_0^y (1-p_0)^{n-y}.$$

Her har vi ε udtrykt ved lutter kendte størrelser.

Fremgangsmåden til bestemmelse af testsandsynligheden ε er derfor kort fortalt

1. Udregn $-2 \ln Q_{\text{obs}}$.
2. Udregn $-2 \ln Q(y)$ for $y = 0, 1, 2, \dots, n$.
(NB: Når man udregner $-2 \ln Q(0)$ og $-2 \ln Q(n)$, skal man sætte $0 \ln 0$ til 0.)
3. Bestem de y -er for hvilke $-2 \ln Q(y) \geq -2 \ln Q_{\text{obs}}$.
4. Bestem binomialsandsynlighederne for de således udpegede y -er.
5. Testsandsynligheden ε er summen af disse sandsynligheder.

I taleksemplet er

$$\varepsilon = \sum_{y: -2 \ln Q(y) \geq 3.60} \binom{144}{y} 0.23^y 0.77^{144-y}$$

hvor $-2 \ln Q(y)$ er givet ved formel (2.3). Ved almindelig udregning finder man at uligheden $-2 \ln Q(y) \geq 3.60$ er opfyldt for $y = 0, 1, 2, \dots, 23$ og for $y = 43, 44, 45, \dots, 144$. Videre finder man at $P_0(Y \leq 23) = 0.0249$ og at $P_0(Y \geq 43) = 0.0344$, så den *eksakte testsandsynlighed* er $\varepsilon = 0.0249 + 0.0344 = 0.0593 \approx 5.9\%$.

χ^2 -approksimationen

Ganske vist er der i afsnit 1.3 anført en udmærket algoritme til beregning af binomialsandsynligheder, men alligevel må man nok sige at ovennævnte regnestykke nok ikke er noget man lige klarer i en håndevending, medmindre man da har en computer eller en programmerbar lommeregner til sin rådighed. Heldigvis kan den matematiske statistik komme os til hjælp, idet den kan fortælle hvordan man uden større besvær kan bestemme en god tilnærmet værdi af testsandsynligheden. Man kan bevise at for binomialmodellen og for en lang række andre statistiske modeller gælder at den sandsynlighedsfordeling som kvotientteststørrelsen $-2 \ln Q$ følger når den testede hypotese er rigtig, med god tilnærmelse er af en ganske bestemt type, nemlig en såkaldt χ^2 -fordeling (»khi-i-anden fordeling«) med et vist antal *frihedsgrader* der i vores aktuelle tilfælde er lig 1. Da testsandsynligheden ε jo er sandsynligheden for at få en $-2 \ln Q$ -værdi som er større end $-2 \ln Q_{\text{obs}}$, betyder det at ε med god tilnærmelse er lig med sandsynligheden for at få en værdi større end $-2 \ln Q_{\text{obs}}$ i en χ^2 -fordeling med 1 frihedsgrad, og den sandsynlighed kan let findes, enten med et statistikprogram på computeren eller ved hjælp af tabeller over fraktiler i χ^2 -fordelingen, se f.eks. tabellen side 228. [En *fraktil* i en fordeling er et tal x med den egenskab at der er en vis foreskrevet sandsynlighed for at få værdier $\leq x$. Eksempelvis er 90%-fraktilen et tal x således at der er sandsynlighed 90% for at få værdier $\leq x$.]

Ved tabelopslag finder man at i χ^2 -fordelingen med 1 frihedsgrad er 90%-fraktilen 2.71 og 95%-fraktilen 3.84. Den aktuelle $-2 \ln Q_{\text{obs}}$ -værdi 3.60 ligger mellem disse to fraktiler, hvilket betyder at (det tilnærmede) ε ligger mellem 10% og 5%. (Dette harmonerer udmærket med at den eksakte testsandsynlighed er 5.9%.)

Som nævnt er χ^2 -fordelingen kun en approksimation til den rigtige fordeling af $-2 \ln Q$ under H_0 . En retningslinje for hvornår approksimationen er god, er at hvis begge de forventede antal np_0 og $n(1 - p_0)$ (det forventede antal døde hhv. ikke døde) er mindst fem, så kan man anvende χ^2 -approksimationen. Ellers må man regne den eksakte testsandsynlighed ud efter »slavemetoden«.

De mange udregninger må følges op af en konklusion: Vi fandt en testsandsynlighed på 5.9%, dvs. hvis hypotesen H_0 er rigtig, så er der en sandsynlighed på 5.9% for at få en større værdi end den faktisk observerede værdi $-2 \ln Q = 3.60$. En sådan testsandsynlighed vil almindeligvis ikke føre til at man forkaster hypotesen H_0 . Vi må altså konkludere at der ikke er nogen signifikant forskel mellem den afprøvede gift og referencegiften.

2.4 Regn og tegn

Her omtales hvordan man kan foretage beregningerne med R.

Testsandsynligheden

Testsandsynligheden ε udregnes med funktionen `binom.test`. I det gennemgåede eksempel med $n = 144$, $y = 43$ og $p_0 = 0.23$ skriver man

```
binom.test(43, 144, 0.23)
```

som resulterer i denne udskrift:

```
Exact binomial test

data: 43 and 144
number of successes = 43, number of trials = 144, p-value = 0.05932
alternative hypothesis: true probability of success is not equal to 0.23
95 percent confidence interval:
 0.2252674 0.3804482
sample estimates:
probability of success
      0.2986111
```

Testsandsynligheden er det der i udskriften hedder 'p-value', og $\hat{p}$ er det der hedder 'sample estimates: probability of success'.

χ^2 -fordelingen

Sandsynligheder i χ^2 -fordelingen udregnes med funktionen `pchisq`, eksempelvis giver `1-pchisq(3.60, df=1)` sandsynligheden for at få en værdi som er større end 3.60 i χ^2 -fordelingen med 1 frihedsgrad.

Fraktiler i χ^2 -fordelingen udregnes med `qchisq`, f.eks. giver `qchisq(0.95, df=1)` 95%-fraktilen i χ^2 -fordelingen med 1 frihedsgrad.

2.5 Opgaver

Opgave 2.1

I tabel 1.1 på side 11 er vist udfald $y_1, y_2, \dots, y_{15}$ af en stokastisk variabel Y som er binomialfordelt med antalsparameter 12 og sandsynlighedsparameter $\frac{1}{3}$.

1. Udregn for hver af de 15 observerede y -værdier den tilsvarende værdi af $\hat{p}$.
2. Tegn et pindediagram over den empiriske fordeling af $\hat{p}$.
3. Tegn et pindediagram over den teoretiske fordeling af $\hat{p}$.

Vink: Da Y er binomialfordelt, er fordelingen af $\hat{p} = Y/n$ en »nedskalaret binomialfordeling« på mængden $\{0, \frac{1}{n}, \frac{2}{n}, \dots, \frac{n-1}{n}, 1\}$.

4. Hvor stor er middelfejlen på $\hat{p}$?

Vink: Tabellen var også genstand for undersøgelse i opgave 1.4.

Opgave 2.2

En haveejer går ud på en eng og indsamler frø af en plante der findes i to udgaver, en med røde blomster og en med hvide blomster. (På engen var der eksemplarer af begge slags.) Næste år sår han frøene hjemme i haven; det viser sig at der kommer 10 planter, hvoraf syv har røde og tre har hvide blomster.

- Udregn sandsynligheden for at få observationen 7 i en binomialfordeling med $n = 10$ og $p = \frac{1}{2}$.
 - Udregn sandsynligheden for at få observationen 7 i en binomialfordeling med $n = 10$ og $p = \frac{3}{4}$.
 - Udregn sandsynligheden for at få observationen 7 i en binomialfordeling med $n = 10$ og $p = \frac{1}{4}$.
- Haveejerens venner og bekendte kan ved fælles hjælp finde følgende mulige forklaringer på fænomenet:
 - Det er tilfældigt om en plante får røde eller hvide blomster, og der er samme sandsynlighed for hver af de to muligheder.
 - Det er genetisk bestemt om en plante får røde eller hvide blomster, og »røde blomster« er dominant; i så fald er sandsynligheden $\frac{3}{4}$ for at en plante har røde blomster.
 - Det er genetisk bestemt om en plante får røde eller hvide blomster, og »hvide blomster« er dominant; i så fald er sandsynligheden $\frac{1}{4}$ for at en plante har røde blomster.

Hvilken af de tre forklaringer forklarer det observerede bedst?

- En fjerde forklaring er at det simpelt hen forholder sig sådan med den eng, at den indeholder rødblomstrede og hvidblomstrede eksemplarer af planten i et ganske bestemt forhold. Hvis det er tilfældet, hvad er da det bedste bud på talværdien af dette forhold?

Opgave 2.3

Georg har slået Plat eller Krone 5 gange med en almindelig mønt og fået netop én gang Krone. Gerda siger at det da må tyde på at mønten er skæv, ellers skulle man have fået 2 eller 3 gange Krone.

For at afgøre om man på denne baggrund kan sige at mønten er skæv, kan man opstille en statistisk model og inden for rammerne af den formulere og teste en statistisk hypotese. Gør det, dvs. opstil modellen og formulér og test hypotesen:

- Opstil en hensigtsmæssig statistisk model og omsæt det givne problem til en statistisk hypotese.
- Opskriv likelihoodfunktionen svarende til observationen én gang Krone. Tegn grafen for likelihoodfunktionen. Hvornår er den størst?
Samme spørgsmål for log-likelihoodfunktionen.
- Opskriv kvotientteststørrelsen Q for at teste hypotesen.

- Udregn $-2\ln Q(y)$ for alle de mulige y -værdier, og find mængden af y -er for hvilke $-2\ln Q(y) \geq -2\ln Q_{\text{obs}}$ (svarende til at $Q(y) \leq Q_{\text{obs}}$), og udregn sandsynligheden for denne mængde.

Hvor stor er testsandsynligheden? Forkastes hypotesen?

Opgave 2.4

Formulér en hensigtsmæssig statistisk model og hypotese for at besvare følgende:

Fyns Amtsavis oplyser at bladet trykker alle indlæg om fremmede. I en tremåneders periode bragte bladet 12 læserbreve med et positivt syn på fremmede og 15 med et negativt syn. Modtager bladet stort set lige mange positive og negative indlæg?

Opgave 2.5

I en af sine forsøgsrækker med ærteplanter undersøgte Mendel om ærterne var runde eller kantede. Først dyrkede han 253 selvbestøvede heterozygote planter, og det viste sig at de ærter der kom, fordelte sig med 5474 runde og 1850 kantede. Derpå dyrkede og selvbestøvede han planter af 565 af de runde ærter fra det første forsøg. Det viste sig at 193 af disse planter udelukkende fik runde ærter, mens de resterende 372 fik både runde og kantede ærter.

Man kan nu opstille en genetisk model gående ud på at det er et enkelt gen der bestemmer om ærter bliver runde eller kantede, og at genet for runde ærter er dominant. En konsekvens af denne model er at efterkommerne af de 253 selvbestøvede heterozygote planter i det første forsøg skal fordele sig på runde og kantede i forholdet 3 : 1, og at ud af de 565 planter i det andet forsøg skal $\frac{1}{4}$ have udelukkende rundartede efterkommere.

Hvordan stemmer Mendels tal overens med den genetiske models forudsigelser?

Opgave 2.6

Formulér en hensigtsmæssig statistisk model og hypotese for at besvare følgende:

Kondrodystrofi er en form for dværgvækst som regnes dominant arvelig. Genet D er sygdomsgenet og d er det tilsvarende normalgen. I en undersøgelse af en række ægtepar hvor den ene ægtefælle var kondrodystrof og den anden normal (formodet genotYPEkombination Dd × dd) fandt man at blandt 27 børn var 10 kondrodystrofe og 17 normale. Er dette i strid med at kondrodystrofi arves dominant?

[At kondrodystrofi arves dominant betyder i denne forbindelse at et barn med de nævnte forældre med sandsynlighed $\frac{1}{2}$ bliver kondrodystroft.]

Opgave 2.7

På side 26 står at man kan bestemme $\hat{p}$ enten som maksimumspunktet for likelihoodfunktionen eller som maksimumspunktet for log-likelihoodfunktionen, for »resultatet bliver jo det samme«; det lille ord *jo* antyder at det er en selvfølgelighed at det forholder sig sådan. Hvorfor er det det?

Opgave 2.8 (En approksimationsformel for $-2\ln Q$)

Hvis f er en to gange kontinuert differentiable funktion af y , så kan man som bekendt approksimere $f(y)$ med følgende rækkeudvikling (Taylorudvikling) når y er tæt på y_0 :

$$f(y) \approx f(y_0) + (y - y_0) \cdot f'(y_0) + \frac{1}{2}(y - y_0)^2 \cdot f''(y_0).$$

Man kan anvende dette på funktionen $f(y) = -2\ln Q(y)$, hvor $-2\ln Q(y)$ er som i formel (2.2) på side 31, og hvor $y_0 = np_0$.

1. Vis at den første afledede af $-2 \ln Q$ er $(-2 \ln Q)'(y) = \ln \frac{y}{np_0} - \ln \frac{n-y}{n-np_0}$.
2. Vis at den anden afledede af $-2 \ln Q$ er $(-2 \ln Q)''(y) = \frac{n}{y(n-y)}$.
3. Vis derved at $-2 \ln Q \approx \frac{(y - np_0)^2}{np_0(1-p_0)} = \left(\frac{y - np_0}{\sqrt{np_0(1-p_0)}} \right)^2$.

(Det sidste udtryk er kvadratet på en størrelse der kan fortolkes som forskellen mellem det observerede y og den forventede værdi np_0 , divideret med standardafvigelsen på Y .)

3 Sammenligning af binomialfordelinger

I FORRIGE KAPITEL studerede vi den simple binomialfordelingsmodel, dvs. en model med én observation y fra en binomialfordeling, én sandsynlighedsparameter p der skulle estimeres, og hvor man eventuelt havde en hypotese af formen $H_0 : p = p_0$. I dette kapitel går vi et skridt videre og betragter situationer med flere binomialfordelte observationer der kan have hver sin kendte antalsparameter og hver sin ukendte sandsynlighedsparameter. Det kan være af interesse at undersøge om sandsynlighedsparametrene kan antages at være ens, eller om de er signifikant forskellige.

Som gennemgående eksempel bruger vi stadig rismelsbille-eksemplet fra [16], men nu inddrager vi en lidt større del af datamaterialet: Man har udsat nogle rismelsbiller for gift i forskellige koncentrationer, nemlig 0.20, 0.32, 0.50 og 0.80 mg/cm², og dernæst set hvor mange af dem der var døde efter 13 dages forløb. (Giften strøs ud på gulvet hvor billerne færdes, derfor måles koncentrationen i mængde pr. areal.) Forsøgsresultaterne er vist i tabel 3.1 på næste side. Man kan være interesseret i at undersøge om der er forskel på virkningen af de forskellige koncentrationer. Hvis der ikke er nogen forskel, så skulle brøkdelen af døde i hver af de fire grupper være stort set den samme, og derfor kunne det være en god idé at udregne disse brøkdeler; man får dem til 0.30, 0.72, 0.87 og 0.96. Hvis der ikke er forskel på de forskellige koncentrationer, så skal forskellighederne i disse fire tal kunne forklares udelukkende ved tilfældigheder; men hvis forskellene er så store at det er urimeligt at forklare dem ved tilfældigheder alene, så er der en signifikant forskel mellem koncentrationerne.

Opgaven er derfor først at opstille en statistisk model for datamaterialet, og dernæst inden for rammerne af denne model at konfrontere de foreliggende observationer med hypotesen om at der ikke er forskel på koncentrationerne.

For at vi skal kunne udtale os om hvorvidt forskellene kan forklares udelukkende ved tilfældigheder, må vi have en *statistisk model* der nærmere specificerer på hvilke punkter der kommer tilfældigheder ind i billedet. Da formålet er at sammenligne sandsynlighederne for at dø ved forskellige koncentrationer, skal modellen indrettes på den måde at totalantallene 144, 69, 54 og 50 opfattes som faste tal, hvorimod antal døde 43, 50, 47 og 48 (og dermed også antal overlevende 101, 19, 7 og 2) opfattes som frembragt af en tilfældighedsmekanisme, i modelsprog: de er observationer af stokastiske variable. Det

Tabel 3.1 Rismelsbillers overlevelse ved forskellige gift doser.

	koncentration			
	0.20	0.32	0.50	0.80
antal døde	43	50	47	48
antal ikke døde	101	19	7	2
i alt	144	69	54	50

er nærliggende at forsøge sig med en model der går ud på, at for hver koncentration har vi en situation der svarer til en simpel binomialfordelingsmodel, og at de fire situationer er uafhængige af hverandre.

De fire grupper («situationer») svarende til de fire koncentrationer nummereres med indeks j der altså kan have værdierne 1, 2, 3, 4. Totalantallet i gruppe j er n_j , hvor $n_1 = 144$, $n_2 = 69$, $n_3 = 54$ og $n_4 = 50$. Det observerede antal døde i gruppe j er y_j , hvor $y_1 = 43$, $y_2 = 50$, $y_3 = 47$ og $y_4 = 48$. Totalantallene opfattes som faste tal, men de observerede antal opfattes som observerede værdier af stokastiske variable Y_1 , Y_2 , Y_3 og Y_4 . At gruppe nr. j modelleres med en simpel binomialfordelingsmodel betyder at Y_j er binomialfordelt med antalsparameter n_j (kendt) og en eller anden sandsynlighedsparameter p_j som er ukendt; sandsynligheden for at observere værdien y_j er i denne model $P(Y_j = y_j) = \binom{n_j}{y_j} p_j^{y_j} (1 - p_j)^{n_j - y_j}$. Hvis de fire grupper er uafhængige af hverandre, er endvidere

$$\begin{aligned} P(Y_1 = y_1 \text{ og } Y_2 = y_2 \text{ og } Y_3 = y_3 \text{ og } Y_4 = y_4) \\ = P(Y_1 = y_1) \cdot P(Y_2 = y_2) \cdot P(Y_3 = y_3) \cdot P(Y_4 = y_4), \end{aligned}$$

så modelfunktionen for det samlede forsøg er

$$\begin{aligned} f(y_1, y_2, y_3, y_4; p_1, p_2, p_3, p_4) &= \binom{144}{y_1} p_1^{y_1} (1 - p_1)^{144 - y_1} \cdot \binom{69}{y_2} p_2^{y_2} (1 - p_2)^{69 - y_2} \\ &\quad \cdot \binom{54}{y_3} p_3^{y_3} (1 - p_3)^{54 - y_3} \cdot \binom{50}{y_4} p_4^{y_4} (1 - p_4)^{50 - y_4}. \end{aligned}$$

Det ses at modellen indeholder fire ukendte parametre p_1 , p_2 , p_3 og p_4 , én for hver gruppe. Opgaven er nu på grundlag af modellen plus observationerne $y_1 = 43$, $y_2 = 50$, $y_3 = 47$ og $y_4 = 48$ at estimere parametrene og vurdere om man kan tillade sig at antage at de fire parametre i virkeligheden er ens, svarende til at giftstoffet virker ens i alle fire koncentrationer.

Vi vil vise hvordan man løser denne opgave ved hjælp af de principper der blev lanceret i kapitel 2. Vi vil dog gøre det en anelse mere generelt ved at se på en situation med s binomialfordelinger der skal sammenlignes.

3.1 Modellen

Antag at vi har klassificeret nogle individer i to forskellige klasser »1« og »0«. Individerne er på forhånd inddelt i s forskellige grupper med hhv. $n_1, n_2, \dots, n_s$ individer. Det har vist sig at i gruppe j hører y_j af individerne til klassen »1« og de resterende $n_j - y_j$ af individerne til klassen »0«, $j = 1, 2, \dots, s$. Skematisk ser det sådan ud:

	gruppe nr.				
	1	2	3	...	s
klasse 1	y_1	y_2	y_3	...	y_s
klasse 0	$n_1 - y_1$	$n_2 - y_2$	$n_3 - y_3$	...	$n_s - y_s$
i alt	n_1	n_2	n_3	...	n_s

Den statistiske model der benyttes til at beskrive denne situation, er at $y_1, y_2, \dots, y_s$ betragtes som observerede værdier af stokastiske variable $Y_1, Y_2, \dots, Y_s$ der er indbyrdes uafhængige og binomialfordelte således at Y_j har kendt antalsparameter n_j og ukendt sandsynlighedsparameter p_j , $j = 1, 2, \dots, s$. Modellen tillader at grupperne er forskellige idet der er en sandsynlighedsparameter for hver gruppe. Opgaven er at undersøge om grupperne kan anses for ens, dvs. at teste den statistiske hypotese $H_0: p_1 = p_2 = \dots = p_s$.

De generelle retningslinjer for hvordan man analyserer en given statistisk model, siger at vi skal tage udgangspunkt i modelfunktionen og likelihoodfunktionen. Modelfunktionen er den simultane sandsynlighedsfunktion for Y -erne, opfattet som en funktion af både observationer og parametre, altså

$$\begin{aligned} f(y_1, y_2, \dots, y_s; p_1, p_2, \dots, p_s) \\ &= \binom{n_1}{y_1} p_1^{y_1} (1 - p_1)^{n_1 - y_1} \cdot \binom{n_2}{y_2} p_2^{y_2} (1 - p_2)^{n_2 - y_2} \cdot \dots \cdot \binom{n_s}{y_s} p_s^{y_s} (1 - p_s)^{n_s - y_s} \\ &= \prod_{j=1}^s \binom{n_j}{y_j} p_j^{y_j} (1 - p_j)^{n_j - y_j}. \end{aligned}$$

Når vi her holder y -erne fast og kun opfatter udtrykket som en funktion af p -erne, får vi likelihoodfunktionen svarende til observationerne $y_1, y_2, \dots, y_s$; ved derpå at tage logaritmen får vi log-likelihoodfunktionen:

$$\begin{aligned} \ln L(p_1, p_2, \dots, p_s) &= \sum_{j=1}^s \ln \binom{n_j}{y_j} + \sum_{j=1}^s (y_j \ln p_j + (n_j - y_j) \ln(1 - p_j)) \\ &= \text{konstant} + \sum_{j=1}^s (y_j \ln p_j + (n_j - y_j) \ln(1 - p_j)). \end{aligned} \quad (3.1)$$

I bille-eksemplet bliver log-likelihoodfunktionen

$$\begin{aligned} \ln L(p_1, p_2, p_3, p_4) = & \\ & \text{konstant} + (43 \ln p_1 + 101 \ln(1 - p_1)) + (50 \ln p_2 + 19 \ln(1 - p_2)) \\ & + (47 \ln p_3 + 7 \ln(1 - p_3)) + (48 \ln p_4 + 2 \ln(1 - p_4)). \end{aligned}$$

Likelihoodfunktionen er sandsynligheden for at observere det faktisk observerede, som funktion af det ukendte sæt parametre. Det bedste estimat over de ukendte parametres værdier er det talsæt $(\hat{p}_1, \hat{p}_2, \dots, \hat{p}_s)$ som maksimiserer likelihoodfunktionen eller log-likelihoodfunktionen. Log-likelihoodfunktionen er en funktion af s variable, men heldigvis en meget skikkelig funktion. Bortset fra et konstantled er den nemlig en sum af s led der hver især kun afhænger af én variabel. Det j -te led er $y_j \ln p_j + (n_j - y_j) \ln(1 - p_j)$, og vi ved fra tidligere (side 26) at dette udtryk antager sit maksimum når $p_j = y_j/n_j$. Vi har hermed fundet at maksimaliseringsestimater for $(p_1, p_2, \dots, p_s)$ er

$$(\hat{p}_1, \hat{p}_2, \dots, \hat{p}_s) = \left(\frac{y_1}{n_1}, \frac{y_2}{n_2}, \dots, \frac{y_s}{n_s} \right).$$

I eksemplet er $(\hat{p}_1, \hat{p}_2, \hat{p}_3, \hat{p}_4) = (0.30, 0.72, 0.87, 0.96)$.

3.2 Hypoteseprovning

Vi skal undersøge om det er rimeligt at antage at hypotesen $H_0 : p_1 = p_2 = \dots = p_s$ om ens sandsynlighedsparametre holder. Under H_0 er der ingen forskel på de s grupper, og i så fald kan vi slå dem sammen til én stor gruppe bestående af $n_1 + n_2 + \dots + n_s$ individer der fordeler sig med $y_1 + y_2 + \dots + y_s$ individer i klassen »1« og resten i klassen »0«. [I statistik bruger man betegnelsen n . for $n_1 + n_2 + \dots + n_s$, og tilsvarende betegnelsen y . for $y_1 + y_2 + \dots + y_s$ (man skriver altså et punkt i stedet for det indeks som man summerer over).] Når vi slår grupperne sammen, kommer der således y . i klassen »1« og $(n - y)$. i klassen »0«. Det er meget nærliggende at mene at den fælles værdi p af sandsynlighedsparametrene skal estimeres ved y/n , men lad os benytte likelihoodmetoden og se hvad den siger.

Vi kalder den fælles værdi (under H_0) af $p_1, p_2, \dots, p_s$ for p . I den oprindelige log-likelihoodfunktion (3.1) erstatter vi alle p_j -erne med p og får derved log-likelihoodfunktionen under H_0 svarende til observationerne $y_1, y_2, \dots, y_s$:

$$\begin{aligned} \ln L(p, p, \dots, p) &= \text{konstant} + \sum_{j=1}^s (y_j \ln p + (n_j - y_j) \ln(1 - p)) \\ &= \text{konstant} + y \ln p + (n - y) \ln(1 - p). \end{aligned}$$

Maksimaliseringsestimater $\hat{p}$ for p er den værdi der maksimiserer denne log-likelihoodfunktion, dvs. den værdi p der maksimiserer $y \ln p + (n - y) \ln(1 - p)$. Vi ved

Tabel 3.2 Rismelsbillers overlevelse ved forskellige gift doser: forventede antal hvis giften virker på samme måde for alle fire koncentrationer.

	koncentration			
	0.20	0.32	0.50	0.80
antal døde	85.4	40.9	32.0	29.7
antal ikke døde	58.6	28.1	22.0	20.3
i alt	144	69	54	50

fra side 26 at løsningen er $\hat{p} = y/n$. Likelihoodmetoden giver altså det svar som vi formodede måtte være det rigtige. – I vort eksempel bliver $\hat{p} = 188/317 = 0.59$.

Likelihoodfunktionen benyttes til at vurdere et sæt parameterværdiers evne til at beskrive det faktisk observerede. Det bedste sæt parameterværdier overhovedet er $(\hat{p}_1, \hat{p}_2, \dots, \hat{p}_s)$. Under H_0 er det bedste sæt værdier $(\hat{p}, \hat{p}, \dots, \hat{p})$. Vi sammenligner disse to parametersæts beskrivelsesevne ved hjælp af kvotientteststørrelsen

$$Q = \frac{L(\hat{p}, \hat{p}, \dots, \hat{p})}{L(\hat{p}_1, \hat{p}_2, \dots, \hat{p}_s)},$$

der bliver et tal mellem 0 og 1. En Q -værdi tæt på 1 betyder at sættet $(\hat{p}, \hat{p}, \dots, \hat{p})$ beskriver det observerede næsten lige så godt som $(p_1, p_2, \dots, p_s)$ gør, dvs. vi kan godtage hypotesen H_0 , hvorimod en Q -værdi langt fra 1 betyder at H_0 giver en væsentligt dårligere beskrivelse af det observerede end grundmodellen gør. Som oftest udregner man ikke Q , men $-2 \ln Q$; den bliver

$$\begin{aligned} -2 \ln Q &= -2(\ln L(\hat{p}, \hat{p}, \dots, \hat{p}) - \ln L(\hat{p}_1, \hat{p}_2, \dots, \hat{p}_s)) \\ &= 2 \sum_{j=1}^s \left(y_j \ln \frac{\hat{p}_j}{\hat{p}} + (n_j - y_j) \ln \frac{1 - \hat{p}_j}{1 - \hat{p}} \right). \end{aligned}$$

Tallet $-2 \ln Q$ vil altid være større end eller lig nul.

Med betegnelsen $\hat{y}_j = n_j \hat{p}$ kan $-2 \ln Q$ omskrives til

$$-2 \ln Q = 2 \sum_{j=1}^s \left(y_j \ln \frac{y_j}{\hat{y}_j} + (n_j - y_j) \ln \frac{n_j - y_j}{n_j - \hat{y}_j} \right). \quad (3.2)$$

Man kan tænke på $\hat{y}_j$ og $n_j - \hat{y}_j$ som de »forventede« antal individer fra gruppe j der klassificeres som henholdsvis »1« og »0«.

De »forventede« antal i bille-eksemplet er vist i tabel 3.2, og man får

$$\begin{aligned} -2 \ln Q_{\text{obs}} &= 2 \left(43 \ln \frac{43}{85.4} + 101 \ln \frac{101}{58.6} + 50 \ln \frac{50}{40.9} + 19 \ln \frac{19}{28.1} + \right. \\ &\quad \left. 47 \ln \frac{47}{32.0} + 7 \ln \frac{7}{22.0} + 48 \ln \frac{48}{29.7} + 2 \ln \frac{2}{20.3} \right) = 113.1. \end{aligned}$$

En Q -værdi tæt på 1 svarer til en $-2 \ln Q$ -værdi tæt på 0. Det vil sige at hvis $-2 \ln Q_{\text{obs}}$ er tæt på 0, så kan vi godt tage H_0 , hvorimod en stor værdi af $-2 \ln Q_{\text{obs}}$ tyder på en signifikant afvigelse mellem det observerede og det som H_0 foreskriver, dvs. vi må forkaste H_0 . For at afgøre om tallet $-2 \ln Q_{\text{obs}}$ er stort eller lille, er vi nødt til at sammenligne det med alle de andre værdier man også kunne have fået ifølge den aktuelle model når H_0 er rigtig. Derfor skal vi bestemme testsandsynligheden ε som er sandsynligheden for at få noget værre end det faktisk observerede, dvs. for at få en større $-2 \ln Q$ -værdi end den observerede, forudsat at H_0 er rigtig:

$$\varepsilon = P_0(-2 \ln Q \geq -2 \ln Q_{\text{obs}}).$$

Mere udførligt er ε defineret på følgende måde: Den statistiske model siger at observationerne $y_1, y_2, \dots, y_s$ er observerede værdier af stokastiske variable $Y_1, Y_2, \dots, Y_s$ der er binomialfordelte med antalsparametre $n_1, n_2, \dots, n_s$ og (da H_0 antages rigtig) med samme sandsynlighedsparameter p . Testsandsynligheden ε er sandsynligheden for at disse stokastiske variable antager værdier som giver anledning til en $-2 \ln Q$ -værdi der er større end den faktisk observerede værdi $-2 \ln Q_{\text{obs}}$. Bestemmelsen af ε kan synes at være en besværlig opgave, og den kompliceres endda yderligere af at selv når H_0 er rigtig, er der en ukendt parameter inde i billedet, nemlig den fælles sandsynlighedsparameter p ; hvis det skal være helt rigtigt, er vi således ikke i stand til at udregne testsandsynligheden!

Heldigvis kommer den matematiske statistik os til undsætning med et generelt resultat der fortæller at når H_0 er rigtig, så er $-2 \ln Q$ med god tilnærmelse χ^2 -fordelt med et antal frihedsgrader som er $s - 1$. Det betyder at testsandsynligheden ε med god tilnærmelse kan bestemmes som sandsynligheden for at få en værdi større end $-2 \ln Q_{\text{obs}}$ i en χ^2 -fordeling med $s - 1$ frihedsgrader, kort

$$\varepsilon = P(\chi_{s-1}^2 \geq -2 \ln Q_{\text{obs}}),$$

og den sandsynlighed er let at bestemme, f.eks. ved hjælp af tabeller over fraktiler i χ^2 -fordelingen. Antallet af *frihedsgrader* for $-2 \ln Q$ findes som ændringen i antallet af frie parametre: i grundmodellen er der s frie parametre $p_1, p_2, \dots, p_s$, under H_0 er der én fri parameter p , derfor bliver der $s - 1$ frihedsgrader til teststørrelsen.

I eksemplet er $-2 \ln Q_{\text{obs}} = 113.1$ og der er fire grupper, dvs. teststørrelsen har tre frihedsgrader. I en tabel over fraktiler i χ^2 -fordelingen (se f.eks. side 228) ses at værdien 113.1 er langt større end 99.5%-fraktilen i χ^2 -fordelingen med tre frihedsgrader, og det vil sige at testsandsynligheden ε er langt mindre end 0.5%. Værdien 113.1 er altså så stor at der, under forudsætning af at hypotesen er rigtig, kun er en helt mikroskopisk chance for at få en endnu større værdi, dvs. 113.1 er en særdeles stor værdi. Vi må derfor forkaste hypotesen H_0 , eller sagt på en anden måde: Der er en signifikant forskel på de fire giftkoncentrationer.

Tabel 3.3 Fordeling efter køn i to projektgrupper.

	gruppe 1	gruppe 2	i alt
dreng	2	6	8
piger	4	3	7
i alt	6	9	15

Tabel 3.4 Forventet kønsfordeling under H_0 i de to projektgrupper.

	gruppe 1	gruppe 2	i alt
dreng	3.2	4.8	8
piger	2.8	4.2	7
i alt	6	9	15

Som nævnt er χ^2 -fordelingen kun en approksimation til den rigtige fordeling af $-2 \ln Q$. For at approksimationen skal kunne bruges, skal alle de »forventede« antal $\hat{y}_j$ og $n_j - \hat{y}_j$, $j = 1, 2, \dots, s$ være mindst fem. Hvis denne betingelse ikke er opfyldt, kan man eventuelt udelade de problematiske grupper eller slå nogle af grupperne sammen på forhånd. Hvis der kun er to grupper i det hele taget, kan man anvende *Fishers eksakte test*.

3.3 Det eksakte test i en 2×2 -tabel

I visse tilfælde er det ikke forsvarligt at anvende χ^2 -approksimationen til fordelingen af $-2 \ln Q$, nemlig når nogle af de »forventede« antal er små. Vi skal nu omtale hvordan man kan sammenligne to binomialfordelinger selv om nogle af de forventede antal er under fem.

Tag som eksempel en situation hvor man på grundlag af tallene i tabel 3.3 på næste side ønsker at vurdere om der er signifikant forskel på kønsfordelingen i to projektgrupper. Ved at efterligne ræsonnementerne i begyndelsen af kapitlet kan man nå frem til følgende (forslag til den) statistiske model for disse observationer:

De observerede antal drenge $y_1 = 2$ og $y_2 = 6$ opfattes som observationer af stokastiske variable Y_1 og Y_2 der er stokastisk uafhængige og binomialfordelte med antalsparametre $n_1 = 6$ og $n_2 = 9$ og ukendte sandsynlighedsparametre p_1 og p_2 .

Den til modellen svarende modelfunktion er

$$f(y_1, y_2; p_1, p_2) = \binom{6}{y_1} p_1^{y_1} (1 - p_1)^{6-y_1} \cdot \binom{9}{y_2} p_2^{y_2} (1 - p_2)^{9-y_2}.$$

Maksimaliseringsestimaterne for p_1 og p_2 er $\hat{p}_1 = \frac{2}{6} = \frac{1}{3}$ og $\hat{p}_2 = \frac{6}{9} = \frac{2}{3}$.

Lad os sætte at opgaven er at undersøge om der er en signifikant forskel på kønsfordelingen i de to grupper, eller modsat at de observerede forskelle ikke er andet end hvad man kan komme ud for på grund af tilfældigheder. Vi vil derfor teste den statistiske hypotese $H_0 : p_1 = p_2$.

Problemet

Da vi har at gøre med et specialtilfælde af det generelle problem »sammenligning af binomialfordelinger« der blev behandlet tidligere i kapitlet, kan vi nu blot gå frem efter opskriften. Maksimaliseringsestimater for den fælles værdi under H_0 af p_1 og p_2 er $\hat{p} = \frac{8}{15} = 0.53$, og de »forventede« antal $\hat{y}_1 = n_1\hat{p}$, $n_1 - \hat{y}_1 = n_1(1 - \hat{p})$, $\hat{y}_2 = n_2\hat{p}$ og $n_2 - \hat{y}_2 = n_2(1 - \hat{p})$ bliver som vist i tabel 3.4. Teststørrelsen $-2 \ln Q$ er dermed

$$\begin{aligned} -2 \ln Q &= 2 \sum \left(\text{obs. antal} \cdot \ln \frac{\text{obs. antal}}{\text{forv. antal}} \right) \\ &= 2 \left(2 \ln \frac{2}{3.2} + 4 \ln \frac{4}{2.8} + 6 \ln \frac{6}{4.8} + 3 \ln \frac{3}{4.2} \right) = 1.63. \end{aligned}$$

Store værdier af $-2 \ln Q$ tyder på at hypotesen H_0 ikke holder; for at afgøre om 1.63 er en »stor« værdi, skal vi bestemme testsandsynligheden ε , altså sandsynligheden for at få en $-2 \ln Q$ -værdi som er større end 1.63 under forudsætning af at H_0 er rigtig, dvs. $\varepsilon = P_0(-2 \ln Q \geq 1.63)$. Der gælder at hvis de »forventede antal« alle er mindst fem, så er ε med god tilnærmelse lig sandsynligheden for at få en værdi på mindst 1.63 i en χ^2 -fordeling med 1 frihedsgrad. Men i det foreliggende tilfælde er ingen af de »forventede« antal over fem, så vi kan ikke gå ud fra at χ^2 -approximationen er anvendelig.

Et betinget test

Derfor må man prøve at udregne ε fra 'first principles'. Hvis man udtrykker $-2 \ln Q$ ved y_1 og y_2 , får man (jf. (3.2) på side 41)

$$\begin{aligned} -2 \ln Q(y_1, y_2) &= 2 \left(y_1 \ln \frac{y_1}{n_1 \frac{y}{n}} + (n_1 - y_1) \ln \frac{n_1 - y_1}{n_1(1 - \frac{y}{n})} + \right. \\ &\quad \left. y_2 \ln \frac{y_2}{n_2 \frac{y}{n}} + (n_2 - y_2) \ln \frac{n_2 - y_2}{n_2(1 - \frac{y}{n})} \right), \end{aligned}$$

hvor $y = y_1 + y_2$ og $n = n_1 + n_2$. Her kan talparret (y_1, y_2) antage 70 forskellige sæt værdier svarende til at $y_1 = 0, 1, 2, \dots, 6$ og $y_2 = 0, 1, 2, \dots, 9$. Man kan så udregne $-2 \ln Q$ for hvert af de 70 mulige udfald og derved bestemme de udfald (y_1, y_2) for hvilke $-2 \ln Q(y_1, y_2)$ er mindst 1.63. Man finder at det er de par (y_1, y_2) som er markeret med * i figur 3.1. Testsandsynligheden ε kan derefter findes som summen af sandsynlighederne $f(y_1, y_2; p, p)$ for alle udfald (y_1, y_2) for hvilke $-2 \ln Q(y_1, y_2) \geq 1.63$. Denne fremgangsmåde indebærer som man hurtigt vil erfare, en hel del regnearbejde, men der er også en komplikation af mere fundamental karakter.

I kapitel 2 testede vi hypoteser gående ud på at den eneste ukendte parameter havde en bestemt på forhånd givet værdi. Når en sådan hypotese var rigtig, var der ikke flere ukendte parametre tilbage i modellen – den slags hypoteser kaldes *simple hypoteser*. De

		y_1						
		0	1	2	3	4	5	6
y_2	0	.	.	*	*	*	*	*
	1	.	.	.	*	*	*	*
	2	*	.	.	.	*	*	*
	3	*	.	.	.	*	*	*
	4	*	.	.	.	.	*	*
	5	*	*	.	.	.	.	*
	6	*	*	*	.	.	.	*
	7	*	*	*	.	.	.	*
	8	*	*	*	*	.	.	.
	9	*	*	*	*	*	.	.

Figur 3.1 Talpar (y_1, y_2) for hvilke $-2 \ln Q(y_1, y_2) \geq 1.63$ er markeret med *.

hypoteser vi nu har med at gøre, er af en anden slags: Der er tale om modeller med mere end én ukendt parameter, og hypoteserne går ud på at nogle af disse parametre er ens; men selv når hypotesen er rigtig, er der stadigvæk ukendte parametre i modellen. – Denne slags hypoteser kaldes *sammensatte hypoteser*.

I det aktuelle hypoteseprovningsproblem, der altså handler om en sammensat hypotese, nåede vi ovenfor frem til at testsandsynligheden ε skulle bestemmes som en sum af nogle sandsynligheder $f(y_1, y_2; p, p)$, hvor der summeres over en vis mængde (y_1, y_2) -er, og hvor der indgår den fælles, men ukendte parameter p . For at beregne ε skal vi altså kende (den sande værdi af) den ukendte parameter p ! Nu ville læseren måske nok uden at blegne indsætte værdien af $\hat{p}$ (som er $\frac{8}{15}$) og udregne ε på det grundlag (hvorved man får ε til 27%), men det ændrer ikke ved det principielle problem. Der findes imidlertid en fremgangsmåde ved hjælp af hvilken man helt kan eliminere det fæmøse p .

Parameteren p er sandsynligheden for at en tilfældigt valgt person er en dreng, når de to grupper er ens. Den information som observationsmaterialet indeholder om p , er at der ud af de i alt 15 personer viste sig at være netop 8 drenge. Man kan nu sige at det er uinteressant at der netop er 8 (og ikke 7 eller 10) drenge; det interessante er at de 8 er fordelt med 2 i gruppe 1 og 6 i gruppe 2. Derfor skal man – sådan siger et statistisk princip – betragte *den betingede fordeling* givet at der netop var 8 drenge. I denne betingede fordeling bliver den oprindelige sammensatte hypotese H_0 til en simpel hypotese. For at se hvordan det går til, må vi oversætte det netop sagte til matematik.

Modelfunktionen i grundmodellen er som allerede nævnt

$$f(y_1, y_2; p_1, p_2) = \binom{6}{y_1} p_1^{y_1} (1 - p_1)^{6-y_1} \cdot \binom{9}{y_2} p_2^{y_2} (1 - p_2)^{9-y_2}.$$

Når H_0 er rigtig, har p_1 og p_2 den fælles værdi p , og modelfunktionen bliver så

$$\begin{aligned} f(y_1, y_2; p, p) &= \binom{6}{y_1} p^{y_1} (1-p)^{6-y_1} \cdot \binom{9}{y_2} p^{y_2} (1-p)^{9-y_2} \\ &= \binom{6}{y_1} \binom{9}{y_2} \cdot p^{y_1+y_2} (1-p)^{15-(y_1+y_2)}. \end{aligned}$$

Heraf fremgår at likelihoodfunktionen under H_0 er

$$L(p) = \text{konstant} \cdot p^{y_1+y_2} (1-p)^{15-(y_1+y_2)},$$

dvs. man kan bestemme likelihoodfunktionen (på nær en konstant faktor), blot man kender det totale antal drenge $y_1 + y_2$, man behøver ikke kende y_1 og y_2 hver for sig.

Det snedige trick er nu at se på den betingede fordeling af Y_1 og Y_2 givet at $Y_1 + Y_2 = 8$, altså givet at der er netop 8 drenge i alt; i denne betingede fordeling bliver hypotesen H_0 til en simpel hypotese. For at indse det må vi finde den betingede fordeling af Y_1 og Y_2 givet at $Y_1 + Y_2 = 8$: Ifølge de sædvanlige formler for betingede sandsynligheder er den betingede sandsynlighed for at $Y_1 = y_1$ og $Y_2 = y_2$ givet at $Y_1 + Y_2 = 8$

$$P(Y_1 = y_1, Y_2 = y_2 \mid Y_1 + Y_2 = 8) = \begin{cases} \frac{P(Y_1 = y_1) \cdot P(Y_2 = 8 - y_1)}{P(Y_1 + Y_2 = 8)} & \text{hvis } y_1 + y_2 = 8 \\ 0 & \text{hvis } y_1 + y_2 \neq 8, \end{cases}$$

og udtrykket svarende til tilfældet $y_1 + y_2 = 8$ kan videre omskrives således (hvor y_1 erstattes af y):

$$\begin{aligned} \frac{P(Y_1 = y) \cdot P(Y_2 = 8 - y)}{P(Y_1 + Y_2 = 8)} &= \frac{f(y, 8 - y; p_1, p_2)}{\sum_{z=0}^8 f(z, 8 - z; p_1, p_2)} \\ &= \frac{\binom{6}{y} p_1^y (1-p_1)^{6-y} \cdot \binom{9}{8-y} p_2^{8-y} (1-p_2)^{9-(8-y)}}{\sum_{z=0}^8 \binom{6}{z} p_1^z (1-p_1)^{6-z} \cdot \binom{9}{8-z} p_2^{8-z} (1-p_2)^{9-(8-z)}} \\ &= \frac{\binom{6}{y} \binom{9}{8-y} \theta^y}{\sum_{z=0}^8 \binom{6}{z} \binom{9}{8-z} \theta^z}, \end{aligned}$$

hvor

$$\theta = \frac{p_1}{1-p_1} \bigg/ \frac{p_2}{1-p_2} = \frac{p_1(1-p_2)}{p_2(1-p_1)}.$$

Det ses at hvor grundmodellen har to ukendte parametre p_1 og p_2 , har den betingede model kun én parameter, nemlig θ . Modelfunktionen i den betingede model er

$$\bar{f}(y; \theta) = \frac{\binom{6}{y} \binom{9}{8-y} \theta^y}{\sum_{z=0}^8 \binom{6}{z} \binom{9}{8-z} \theta^z}.$$

Af definitionen på θ følger at grundmodellens hypotese $H_0 : p_1 = p_2$ er ensbetydende med hypotesen $\bar{H}_0 : \theta = 1$ i den betingede model. Den sammensatte hypotese i grundmodellen er altså blevet til en simpel hypotese i den betingede model.

Vi kan nu teste hypotesen $\bar{H}_0$ ved brug af de sædvanlige principper, og da $\bar{H}_0$ er en simpel hypotese, er der ikke nogen principielle problemer. Der foreligger observationen $y = 2$; det tilsvarende estimat $\hat{\theta}$ over θ er det θ der maksimiserer den betingede likelihoodfunktion $\bar{L}(\theta) = \bar{f}(2; \theta)$, dvs. det er løsning til $\frac{d}{d\theta} \bar{L}(\theta) = 0$. Man finder at $\hat{\theta} = \hat{\theta}(2) = 0.276$. Kvotientteststørrelsen for $\bar{H}_0$ er

$$Q = Q(2) = \frac{\bar{L}(1)}{\bar{L}(\hat{\theta}(2))} = \frac{\bar{L}(1)}{\bar{L}(0.276)} = 0.468.$$

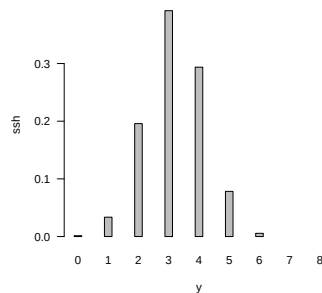
Hypotesen forkastes for små værdier af Q ; for at vurdere om om 0.468 er signifikant lille, skal vi udregne testsandsynligheden ε , altså sandsynligheden (under $\bar{H}_0$) for at få et y således at $Q(y)$ er mindre end eller lig med 0.468:

$$\varepsilon = \sum_{y: Q(y) \leq 0.468} \bar{f}(y; 1).$$

Bestemmelsen af ε er ukompliceret, men noget besværlig. Af tabel 3.2 ses at de y -er som giver en Q -værdi mindre end eller lig $Q(2) = 0.468$, dvs. de y -er der er mindst lige så uforenelige med $\bar{H}_0$ som $y = 2$ er, er y -erne 0, 1, 2, 5, 6, således at testsandsynligheden er $\varepsilon = \bar{f}(0; 1) + \bar{f}(1; 1) + \bar{f}(2; 1) + \bar{f}(5; 1) + \bar{f}(6; 1) = 0.315$. Der er altså ca. 31% chance for at få et y der passer mindst lige så dårligt som $y = 2$, når $\bar{H}_0$ er rigtig. Man kan derfor konkludere at der *ikke* er nogen signifikant uoverensstemmelse mellem hypotesen $\bar{H}_0$ og det observerede $y = 2$. Sagt på en anden måde: vi kan ikke forkaste $\bar{H}_0$.

Vi er gået let hen over hvordan man egentlig skal finde talværdien af $\hat{\theta}$ og beregne værdier af funktionerne $\bar{L}$ og $\bar{f}$. Grunden hertil er at den just beskrevne metode, som er den principielt rigtige, faktisk sædvanligvis ikke bruges. Den er nemlig besværlig rent regnemæssigt, såfremt man skal regne med håndkraft. Det er ganske vist ingen sag at skrive et lille computerprogram der kan udføre beregningerne, men man bruger alligevel ofte en regnemæssigt simple metode som vi nu vil beskrive.

y	$Q(y)$	$\bar{f}(y; 1)$
0	0.002	0.001
1	0.069	0.034
→ 2	0.468	0.196
3	0.979	0.392
4	0.713	0.294
5	0.166	0.078
6	0.006	0.006
7	-	0
8	-	0
		1.001



Figur 3.2 Tabel over $Q(y)$ og $\bar{f}(y; 1)$, samt pinediagram over $\bar{f}(y; 1)$.

Fishers eksakte test

Når man tester en statistisk hypotese, udregner man værdien af en vis teststørrelse, ofte kvotientteststørrelsen Q eller $-\ln Q$; teststørrelsen er et udtryk for hvor godt hypotesen er forenelig med de foreliggende data. Dernæst bestemmer man testsandsynligheden, altså sandsynligheden for at få et sæt observationer som er mindst lige så uforenelige med hypotesen som de faktiske observationer er. I den metode der nu skal omtales til løsning af det aktuelle testproblem, benytter man ikke Q som teststørrelse, men derimod sandsynlighedsfunktionen $\bar{f}(\cdot; 1)$ svarende til at hypotesen $\bar{H}_0$ er rigtig; det har blandt andet den fordel at man slipper for at skulle bestemme $\hat{\theta}$. – Funktionen $\bar{f}(\cdot; 1)$ er forholdsvis simpel:

$$\bar{f}(y; 1) = \frac{\binom{6}{y} \binom{9}{8-y}}{\sum_{z=0}^8 \binom{6}{z} \binom{9}{8-z}} = \frac{\binom{6}{y} \binom{9}{8-y}}{\binom{15}{8}}. \quad (3.3)$$

(I øvrigt er funktionen $y \mapsto \bar{f}(y; 1)$ sandsynlighedsfunktion for en *hypergeometrisk fordeling*, se opgave 1.7.)

Fishers eksakte test for $\bar{H}_0$ forløber nu på følgende måde: Vi har observeret $y = 2$. Vi skal bestemme de y -er for hvilke $\bar{f}(y; 1) \leq \bar{f}(2; 1)$. For at gøre det udregner vi tælleren i højresiden af formel (3.3) for alle de mulige y -er, f.eks. ved brug af Pascals trekant (side 14); man får da tabel 3.5. Det ses at de y -er som er mere ekstreme end $y = 2$ (ekstreme i den forstand at $\bar{f}(y; 1) \leq \bar{f}(2; 1)$, altså $\bar{f}(y; 1) \leq 1260/6435$) er alle y -erne undtagen $y = 3$ og $y = 4$. Testsandsynligheden er derfor $\varepsilon = 1 - (\bar{f}(3; 1) + \bar{f}(4; 1)) = 1 - \frac{2520+1890}{6435} = 31\%$. Det eksakte test giver således (i dette eksempel) præcis samme resultat som det rigtige betingede test.

Tabel 3.5 Hjælpstørrelser til Fishers eksakte test.

y	$\binom{6}{y} \cdot \binom{9}{8-y}$
0	1 · 9 = 9
1	6 · 36 = 216
2	15 · 84 = 1260
3	20 · 126 = 2520
4	15 · 126 = 1890
5	6 · 84 = 504
6	1 · 36 = 36
7	0 · 9 = 0
8	0 · 1 = 0
6435	

Hvad angår det oprindelige praktiske problem, kan vi i første omgang konkludere at $\bar{H}_0$ må accepteres, dvs. der er ikke nogen signifikant forskel på kønsfordelingen i de to grupper set fra den betingede models synspunkt. Da man kan sige at det der adskiller den betingede model og den oprindelige (ubetingede) model, er noget som er uinteressant for spørgsmålet om ens kønsfordeling i de to grupper, kan vi videre konkludere at også H_0 må accepteres, dvs. heller ikke fra grundmodellens synspunkt er der nogen signifikant forskel på kønsfordelingen i de to grupper.

3.4 Regn og tegn

Sammenligning af binomialfordelinger

Sammenligning af binomialfordelinger kan foretages med R-funktionen `prop.test`. Det gennemgåede eksempel kan behandles sådan:

```
y <- c(43, 50, 47, 48)
n <- c(144, 69, 54, 50)
prop.test(y, n)
```

hvilket resulterer i

```
4-sample test for equality of proportions without continuity correction

data: y out of n
X-squared = 101.783, df = 3, p-value < 2.2e-16
alternative hypothesis: two.sided
sample estimates:
 prop 1    prop 2    prop 3    prop 4 
0.2986111 0.7246377 0.8703704 0.9600000
```

De fire værdier der står som 'sample estimates', er $(\widehat{p}_1, \widehat{p}_2, \widehat{p}_3, \widehat{p}_4)$. Teststørrelsen X^2 (X -squared) er en approksimation (jf. opgave 3.5) til $-2 \ln Q$, antallet af frihedsgrader er df, og testsandsynligheden er p-value.

Den rigtige $-2 \ln Q$ (formel (3.2) side 41) med tilhørende testsandsynlighed kan udregnes sådan:

```
yhat <- n*sum(y)/sum(n)
testst <- 2*sum( y * log(y/yhat) + (n-y) * log((n-y)/(n-yhat)) )
1 - pchisq(testst, 3) # testsandsynligheden
```

Fishers eksakte test

Fishers eksakte test udføres med funktionen `fisher.test`. I det gennemgåede eksempel kan man skrive

```
fisher.test(matrix(c(2, 4, 6, 3), nrow=2))
```

der giver følgende resultat:

Fisher's Exact Test for Count Data

```
data: matrix(c(2, 4, 6, 3), nrow = 2)
p-value = 0.3147
alternative hypothesis: true odds ratio is not equal to 1
95 percent confidence interval:
 0.01561152 3.31197442
sample estimates:
odds ratio
 0.2762995
```

hvilket viser at testsandsynligheden bliver 0.3147.

3.5 Opgaver

Generelt om opgavebesvarelser

Mange statistikopgaver består af et datasæt plus en kort beskrivelse af det eksperiment eller den indsamlingsproces der frembragte dem, efterfulgt af en lakonisk besked af typen »Analysér data!« Desuden er der et eller andet (ikke altid lige klart præciseret) overordnet spørgsmål der skal besvares/belyses på baggrund af en statistisk analyse af det foreliggende datasæt.

Selv om man ikke kan (eller bør) give en generel skabelon for udformningen af besvarelsen af sådanne opgaver, kan det måske være praktisk med en »huskeliste« med punkter der ofte skal med i løsningen. Her er en sådan liste:

1. Beskriv i ord en passende statistisk model. – En passende model er en der dels kan tænkes at beskrive tallene, dels gør det muligt at besvare det overordnede spørgsmål.
2. Formulér modellen i matematikprog.
3. Estimér parametrene.
4. Formulér det overordnede spørgsmål i matematikprog, og omsæt det til en statistisk hypotese.
5. Estimér eventuelle parametre under hypotesen.
6. Udregn teststørrelsen ($-2 \ln Q$) og find den tilsvarende testsandsynlighed.
7. Vurdér om den statistiske hypotese skal forkastes eller ej.
8. Find ud af hvad man kan konkludere om det overordnede spørgsmål.
9. Formulér konklusionen i ord.

Opgave 3.1 (Afstemning i Lejre)

Ved EF-folkeafstemningen den 2. juni 1992 om Maastricht-traktaten fordelte ja- og nejstemmerne sig på følgende måde ved de fem afstemningssteder i Lejre kommune:

	Gevninge	Herslev	Lejre	Osted	Glim
Antal gyldige ja stemmer	830	194	800	931	448
Antal gyldige nej stemmer	621	151	605	738	344

Kan man på denne baggrund sige at der er forskel på holdningen til traktaten i de fem dele af kommunen?

Opgave 3.2 (Kødkvalitet)

Ved den kødkontrol som foretages af dyrlæger på slagterier, udføres for visse dyr en bakteriologisk undersøgelse (BU) efter regler fastsatte af veterinærdirektoratet. Resultatet af undersøgelsen kan for hvert dyr noget forenklet beskrives som »godkendt« eller »kasseret«.

For bl.a. at finde ud af om der var nogen sammenhæng mellem slagteri og resultatet af BU, undersøgte man resultaterne af undersøgelserne for 672 dyr der var indsendt til et bestemt laboratorium fra forskellige slagterier. En stor del af dyrene kom fra to bestemte slagterier kaldet I og II. Man fik følgende fordeling efter BU-udfald og slagteri:

	slagteri I	slagteri II	øvrige slagterier
godkendt	134	275	146
kasseret	49	41	27

Blandt de diagnoser som kan give anledning til at der udføres BU, var halebid den hyppigst forekommende. For de 174 dyr som havde diagnose halebid, fik man følgende fordeling:

	slagteri I	slagteri II	øvrige slagterier
godkendt	30	82	25
kasseret	19	13	5

Analysér data.

Opgave 3.3 (Kampflyveres børn)

Blandt piloter i luftvåbenet siges det at pilot-børn oftere er piger end drenge. – I 1961 indsamledes data om nyfødte børn hvis fædre gjorde tjeneste som piloter i US Airforce, og man inddelte blandt andet børnene i grupper efter arten af flyvetjeneste som faderen havde haft i den måned hvor barnet blev undfanget. Det gav denne tabel:

barnets køn	faderens tjeneste var		
	i jagerfly	i transportfly	jordtjeneste
pige	51	14	38
dreng	38	16	46

Undersøg om der er hold i påstanden om at pilotfædre får flere piger end drenge.

I den samme periode var 48.7% af alle nyfødte (i USA) piger. Hvordan harmonerer pilot-dataene med dette tal?

Opgave 3.4 (Bakterier og forstørrede mandler)

Nogle mennesker er bærere af bakterien *Streptococcus pyogenes*. For at finde ud af om dette især er tilfældet for mennesker med forstørrede mandler, undersøgte man nogle børn i alderen 0-15 år. I undersøgelsen var der 497 børn hvis mandler havde normal størrelse, og af disse børn var de 19 bærere af bakterien. Desuden var der 589 børn med noget forstørrede mandler, og heraf var de 29 bærere af bakterien. Endelig var der 293 børn med meget forstørrede mandler, og heraf var de 24 bærere af bakterien.

Tyder disse resultater på at det især er børn med forstørrede mandler der er bærere af *Streptococcus pyogenes*?

Opgave 3.5 (En approksimationsformel for $-2 \ln Q$)

Denne opgave skal opfattes som en udvidelse af opgave 2.8. Formålet er at udlede en approksimation til teststørrelsen $-2 \ln Q$ (formel (3.2) på side 41).

Betrakt funktionen $f(y) = y \ln(y/y_0)$ hvor y_0 er en konstant.

- Vis at $f'(y) = 1 + \ln(y/y_0)$ og at $f''(y) = 1/y$.
- Vis at Taylorudviklingen af f omkring y_0 er

$$\begin{aligned} f(y) &\approx f(y_0) + (y - y_0) \cdot f'(y_0) + \frac{1}{2}(y - y_0)^2 \cdot f''(y_0) \\ &= (y - y_0) + \frac{1}{2} \frac{(y - y_0)^2}{y_0}. \end{aligned}$$

- Anvend ovennævnte approksimationsformel på hvert af leddene $y_j \ln \frac{y_j}{\bar{y}_j}$ og

$(n_j - y_j) \ln \frac{n_j - y_j}{n_j - \bar{y}_j}$ i udtrykket for $-2 \ln Q$, og vis derved at man kan approksimere $-2 \ln Q$

med den såkaldte *Pearsons* X^2 defineret som $X^2 = \sum_{j=1}^s \frac{(y_j - \bar{y}_j)^2}{n_j \bar{p}(1 - \bar{p})}$ (opkaldt efter den engelske videnskabsmand Karl Pearson (1857-1936)).

4 Normalfordelingen

MAN HAR MEGET OFTE brug for en type sandsynlighedsfordelinger der kan beskrive hvordan målinger varierer tilfældigt omkring et bestemt niveau, når det skal være sådan at de faktisk observerede værdier lige så godt tilfældigvis kan være lidt over som lidt under det teoretisk rigtige niveau. For at kunne finde frem til sådanne fordelinger må vi præcisere lidt nøjere hvad det er der søges:

- Fordelingerne skal benyttes til at beskrive den tilfældige variation af målinger af længder, masser, koncentrationer osv., alt sammen størrelser der måles på en kontinuert skala. Første punkt i problempreciseringen er derfor: Der søges en type kontinuerte fordelinger.
- Fordelingerne skal beskrive den tilfældige variation omkring et vist niveau. Dette niveau skal indgå som en parameter μ , så modelfunktionen skal derfor være en funktion af både en observationsvariabel x og en parametervariabel μ : Modelfunktionen er $f(x; \mu)$.
- Parameteren μ skal beskrive hvor på tallinjen fordelingen er beliggende, og en ændring af parameterværdien skal svare til en forskydning af sandsynlighedsfordelingen hen ad tallinjen uden at fordelingsens form i øvrigt ændres. Mere præcist vil vi antage at fordelingen svarende til parameterværdien μ fås ved at forskyde fordelingen svarende til parameterværdien 0 stykket μ , dvs.

$$f(x; \mu) = f(x - \mu; 0)$$

hvor μ i princippet kan antage alle mulige værdier. Denne betingelse udtrykker man også på den måde at μ skal være en *positionsparameter*.

- Disse tre betingelser er ikke nok til at fastlægge fordelingen, så man er nødt til at stille nogle flere krav. Vi vil stille en *statistisk betingelse*, en betingelse der handler om hvordan man skal analysere observationer fra den søgte fordeling: Da parameteren μ skal beskrive det niveau omkring hvilket observationerne fordeler sig, kan man mene at det må være rimeligt at den ukendte parameter μ skal estimeres ved gennemsnittet af observationerne. Da det tillige er et gennemgående princip at man altid skal benytte maksimaliseringsestimater, vil vi stille følgende krav: Maksimaliseringsestimatet for μ skal være gennemsnittet af observationerne.

I næste afsnit viser vi at disse betingelser fører frem til den såkaldte *normalfordeling* med middelværdiparameter μ og variansparameter σ^2 , det vil sige fordelingen med tæthedsfunktion

$$f(x; \mu, \sigma^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{1}{2} \frac{(x - \mu)^2}{\sigma^2}\right), \quad x \in \mathbb{R}.$$

4.1 Udledning af normalfordelingen

I dette afsnit vil vi vise at normalfordelinger er den eneste type kontinuerte fordelinger på den reelle akse således at fordelingerne er parametriseret med (blandt andet) en positionsparameter, og således at maksimaliseringsestimater for positionsparameteren er gennemsnittet af observationerne. Afsnittet er lidt teknisk, og hvis læseren ikke skulle være så interesseret i de matematiske argumenter, kan han/hun roligt springe hen til punkt 8 på side 56 med det samme.

1. Modelfunktionen hørende til et forsøg med én observation betegnes $f(x; \mu)$. Modelfunktionen svarende til et forsøg med n observationer $x_1, x_2, \dots, x_n$ er da $\prod_{i=1}^n f(x_i; \mu)$, så likelihoodfunktionen er $L(\mu) = \prod_{i=1}^n f(x_i; \mu)$.
2. Da der skal være tale om en positionsparameter, må der gælde at

$$f(x; \mu) = f(x - \mu; 0) = f_0(x - \mu),$$

hvor f_0 er brugt som en kort betegnelse for $f(\cdot; 0)$. Likelihoodfunktionen kan derfor skrives som $L(\mu) = \prod_{i=1}^n f_0(x_i - \mu)$, og log-likelihoodfunktionen er tilsvarende

$$\ln L(\mu) = \sum_{i=1}^n \ln f_0(x_i - \mu).$$

3. Vi har stillet som krav at $\ln L$ skal antage sin maksimale værdi i punktet $\mu = \bar{x}$. Hvis vi desuden går ud fra at f_0 og dermed også $\ln L$ er en pæn differentiabel funktion, så er den afledede $(\ln L)'$ lig 0 i dette maksimumspunkt, altså

$$(\ln L)'(\bar{x}) = 0.$$

4. Af udtrykket for $\ln L$ fås

$$(\ln L)'(\mu) = \sum_{i=1}^n -(\ln f_0)'(x_i - \mu) = \sum_{i=1}^n g(x_i - \mu),$$

hvor g er en kort betegnelse for $-(\ln f_0)'$. Kravet om at maksimaliseringsestimater skal være lig gennemsnittet $\bar{x}$, betyder derfor at funktionen g skal opfylde betingelsen

$$\sum_{i=1}^n g(x_i - \bar{x}) = 0. \quad (4.1)$$

5. Fidusen er nu at formel (4.1) skal gælde for *alle* valg af $x_1, x_2, \dots, x_n$, og ved at indsætte nogle tilpas snedigt valgte x -er kan man få at vide hvordan funktionen g nødvendigvis må se ud.

- a) Ved at vælge $n = 2$ og $x_2 = -x_1 = y$ (hvorved $\bar{x} = 0$) fås af formel (4.1) at $g(-y) + g(y) = 0$, dvs.

$$g(-y) = -g(y) \quad (4.2)$$

for vilkårligt y . Specielt er $g(0) = 0$.

- b) Ved at vælge $n = k + 1$ og lade de k første x -er være ens og lade gennemsnittet være 0, mere præcist ved at vælge $x_1 = x_2 = \dots = x_k = -y$ og $x_{k+1} = ky$, fås at $k g(-y) + g(ky) = 0$, der ved brug af formel (4.2) kan formuleres som

$$g(k \cdot y) = k \cdot g(y) \quad (4.3)$$

gældende for vilkårligt y og $k = 1, 2, 3, \dots$. Ved at bruge formel (4.2) endnu en gang kan man nu slutte at formel (4.3) gælder for vilkårlige reelle tal y og for vilkårlige hele tal k .

- c) I formel (4.3) kan vi vælge $y = \frac{j}{k}$ hvor j og k er heltal. Derved fås at $g(j) = k g(\frac{j}{k})$, dvs. at $g(\frac{j}{k}) = \frac{1}{k} g(j)$.

Men vi kan også vælge $y = 1$ og $k = j$ i formel (4.3), og derved får vi $g(j) = j g(1)$. Alt i alt er dermed $g(\frac{j}{k}) = \frac{j}{k} g(1)$, hvilket vi formulerer sådan:

$$g(y) = y \cdot g(1) = g(1) \cdot y \quad (4.4)$$

for alle rationale tal y .

Medmindre g skal være en ganske overordentlig usædvanlig funktion, er det sådan at når formel (4.4) gælder for alle rationale tal y , så gælder den også for alle reelle tal y . Vi vil gå ud fra at formel (4.4) gælder for alle y , og vi er altså så nået frem til at funktionen g er en almindelig lineær funktion:

$$g(x) = cx$$

for en passende valgt konstant c .

6. Da g blot var en kort betegnelse for funktionen $-(\ln f_0)'$, kan vi dernæst finde f_0 : Hvis $-(\ln f_0)'(x) = cx$, så er

$$\ln f_0(x) = -\frac{1}{2}cx^2 + \text{konstant},$$

dvs.

$$f_0(x) = \text{konstant} \cdot \exp\left(-\frac{1}{2}c x^2\right).$$

7. Denne funktion f_0 skal være en sandsynlighedstæthed, hvilket vil sige at den skal være ikke-negativ og integrere til 1, altså $\int_{-\infty}^{+\infty} f_0(x) dx = 1$. For at dette sidste skal kunne lade sig gøre, må konstanten c nødvendigvis være positiv; traditionen tro omdøber vi c til $1/\sigma^2$ hvorved tæthedsfunktionen får udseendet

$$f_0(x) = \text{konstant} \cdot \exp\left(-\frac{1}{2} \frac{x^2}{\sigma^2}\right).$$

Den betingelse at f_0 skal integrere til 1, fastlægger konstanten; man kan vise at den skal være $1/\sqrt{2\pi\sigma^2}$. Det betyder at

$$f_0(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{1}{2} \frac{x^2}{\sigma^2}\right)$$

og dermed

$$f(x; \mu) = f_0(x - \mu) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{1}{2} \frac{(x - \mu)^2}{\sigma^2}\right).$$

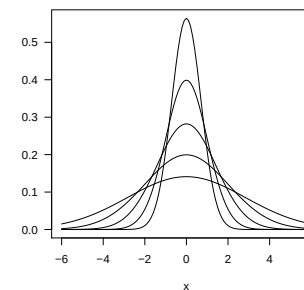
8. Det oprindelige problem bestod i at finde en type fordelinger hvor der indgik en *positionsparameter* μ . I den fundne løsning optræder imidlertid også størrelsen σ^2 , der er kommet ind i billedet som en integrationskonstant. Denne størrelse udnævner vi til en parameter, og samtidig omdøbes $f(x; \mu)$ til $f(x; \mu, \sigma^2)$:

$$f(x; \mu, \sigma^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{1}{2} \frac{(x - \mu)^2}{\sigma^2}\right).$$

Der gælder at for ethvert valg af $\mu \in \mathbb{R}$ og $\sigma^2 > 0$ er dette en sandsynlighedstæthedsfunktion, nemlig for *normalfordelingen* med *positionsparameter* (eller *middelværdiparameter*) μ og *kvadratisk skalaparameter* (eller *variansparameter*) σ^2 .

Resultatet af ovenstående udledninger er således at hvis vi er på jagt efter en type kontinuerte sandsynlighedsfordelinger hvor der optræder en positionsparameter, og hvis vi forlanger at denne positionsparameter skal estimeres ved gennemsnittet af observationerne, så er normalfordelinger den eneste type fordelinger der kan komme på tale. (Strengt taget har vi ikke vist at normalfordelingerne faktisk har den ønskede egenskab, men det kommer i det følgende.)

Normalfordelinger kaldes også Gauß-fordelinger. Karl Friedrich Gauß (1777-1855) benyttede normalfordelinger til at beskrive bl.a. astronomiske målingers tilfældige afvigelser fra den sande værdi. I værket *Theoria Motus Corporum Coelestium in Sectionibus Conicis Arbiuntium* (dvs. Teori om de himmelske legemers bevægelser i keglesnit omkring solen) argumenterede han for normalfordelingen på en måde der meget ligner den der er benyttet i det foregående.



Figur 4.1 Tæthedsfunktioner for normalfordelinger med middelværdi 0 og varians hhv. 0.5 (den spidseste kurve), 1, 2, 4 og 8 (den fladeste kurve).

4.2 Egenskaber ved normalfordelingen

Her gives en oversigt (uden beviser) over forskellige egenskaber ved normalfordelingen:

- a. Normalfordelingen med parametre μ og σ^2 , kort $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ -fordelingen, er den sandsynlighedsfordeling på den reelle talakse $\mathbb{R}$ som har tæthedsfunktionen

$$f(x; \mu, \sigma^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{1}{2} \frac{(x - \mu)^2}{\sigma^2}\right).$$

Her kan parameteren μ være et vilkårligt reelt tal og parameteren σ^2 et vilkårligt positivt tal.

- b. Parameteren μ er en *positionsparameter*, dvs. hvis X er $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ -fordelt og a en konstant, så vil $a + X$ være $\mathcal{N}(a + \mu, \sigma^2)$ -fordelt.

Desuden er μ *middelværdien* i $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ -fordelingen.

Endvidere er μ *medianen* i $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ -fordelingen (dvs. den ene halvdel af sandsynlighedsmassen ligger til venstre for μ og den anden halvdel til højre for μ).

- c. Parameteren σ^2 er en *kvadratisk skalaparameter*, hvilket vil sige at hvis X er $\mathcal{N}(0, \sigma^2)$ -fordelt og b en konstant, så vil bX være $\mathcal{N}(0, b^2\sigma^2)$ -fordelt.

Desuden er σ^2 *variansen* i $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ -fordelingen, og dermed er σ *standardafvigelsen* i $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ -fordelingen.

Undertiden kaldes $1/\sigma^2$ for *præcisionen* i fordelingen, fordi $1/\sigma^2$ er et udtryk for hvor snævert fordelingen er koncentreret om sin middelværdi.

- d. Hvis X er $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ -fordelt, så vil $a + bX$ være $\mathcal{N}(a + b\mu, b^2\sigma^2)$ -fordelt; her betegner a og b konstanter.

- e. $\mathcal{N}(0,1)$ -fordelingen kaldes undertiden *standardnormalfordelingen*. Dens tæthedsfunktion betegnes ofte φ :

$$\varphi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{1}{2}x^2\right), \quad x \in \mathbb{R}.$$

Dens kumulerede fordelingsfunktion betegnes tilsvarende Φ , dvs. $\Phi(x)$ er sandsynligheden for at en $\mathcal{N}(0,1)$ -variabel er mindre end eller lig x :

$$\Phi(x) = \int_{-\infty}^x \varphi(u) du = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x \exp\left(-\frac{1}{2}u^2\right) du.$$

- f. En $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ -variabel har tæthedsfunktion

$$x \mapsto \frac{1}{\sigma} \varphi\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)$$

og kumuleret fordelingsfunktion

$$x \mapsto \Phi\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right).$$

- g. Hvis α er et tal mellem 0 og 1 så har ligningen $\Phi(u) = \alpha$ netop én løsning, nemlig α -fraktilen u_α i standardnormalfordelingen.

Ved at lægge fem til fraktilerne fås de såkaldte *probits* (dvs. probability units):

$$\text{probit}(\alpha) = u_\alpha + 5.$$

I statistiske tabelværker findes tabeller over $\Phi(u)$ og over fraktilerne u_α eller $u_\alpha + 5$.

4.3 Regn og tegn

R-funktionen `dnorm` udregner værdier af tæthedsfunktionen for en normalfordeling med given middelværdi (`mean`) og standardafvigelse (`sd`). Ved hjælp heraf kan tæthedsfunktionen for normalfordelingen med parametre $\mu = 0$ og varians $\sigma^2 = 3$, dvs. funktionen $x \mapsto \frac{1}{\sqrt{3}} \varphi\left(\frac{x-0}{\sqrt{3}}\right)$, tegnes sådan:

```
x <- seq(-6, 6, by=0.1) # talfølge fra -6 til 6 med step på 0.1
plot(x, dnorm(x, mean=0, sd=sqrt(3)), type="l", las=1, ylab="")
```

R-funktionen `pnorm` udregner værdier af den kumulerede fordelingsfunktion for en normalfordeling med given middelværdi (`mean`) og standardafvigelse (`sd`). Ved hjælp heraf kan den kumulerede fordelingsfunktion for normalfordelingen med middelværdi 0 og varians 3 tegnes sådan (med det samme `x` som ovenfor):

```
plot(x, pnorm(x, mean=0, sd=sqrt(3)), type="l", las=1, ylab="")
```

4.4 Opgaver

Opgave 4.1

Diskuter om det vil være rimeligt at benytte normalfordelingsmodeller (med uafhængige observationer) i de situationer der kort antydes her:

1. Bredden af kraniet på 20 toårige grønlandske sneharer fanget ved Søndre Strømfjord en bestemt sommer.
2. Vindstyrken kl. 12 på en bestemt lokalitet på 50 på hinanden følgende dage.
3. Vægten af 100 tilfældigt udvalgte sild landet i Gilleleje en bestemt dag.
4. Koncentrationen af NO_x kl. 16.30 ved Nørreport Station hver dag i november måned.
5. Høstudbyttet på hver af 10 forsøgspareceller (å 500 m²) med en ny sort vinterbyg.
6. Vægten af leveren i 27 fem uger gamle forsøgsmus.
7. Antal nye AIDS-tilfælde i Danmark i hver af 12 på hinanden følgende måneder.
8. Antal nye leukæmi-tilfælde i Danmark i hver af 12 på hinanden følgende måneder.
9. Levetiden af 50 elektriske 40W pærer af samme fabrikat.
10. Det årlige antal trafikulykker i København og Frederiksberg kommuner hvor cyklister er indblandet, for hvert af årene 1990-2000.

Opgave 4.2

Løs ved hjælp af passende computerprogrammer og/eller tabeller følgende delopgaver:

1. Find 25%-fraktilen i standardnormalfordelingen.
2. Find 75%-fraktilen i standardnormalfordelingen.
3. Find et interval af formen $[-x, x]$ som indeholder 50% af sandsynlighedsmassen i standardnormalfordelingen.
4. Find et interval af formen $[-x, x]$ som indeholder 95% af sandsynlighedsmassen i standardnormalfordelingen.
5. Hvor stor en del af sandsynlighedsmassen i standardnormalfordelingen er indeholdt i intervallet $[-1, 1]$?

Opgave 4.3

Løs ved hjælp af passende tabeller følgende delopgaver:

1. Udtryk 25%-fraktilen i normalfordelingen $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ ved μ og σ^2 .
2. Udtryk 75%-fraktilen i normalfordelingen $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ ved μ og σ^2 .
3. Angiv et interval af formen $[\mu - x, \mu + x]$ som indeholder 50% af sandsynlighedsmassen i normalfordelingen $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$.
4. Angiv et interval af formen $[\mu - x, \mu + x]$ som indeholder 95% af sandsynlighedsmassen i normalfordelingen $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$.

5. Hvor stor en del af sandsynlighedsmassen i normalfordelingen $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ er indeholdt i intervallet $[\mu - \sigma, \mu + \sigma]$?

TIP: Udnyt eventuelt opgave 4.2

Opgave 4.4

Generelt er en α -fraktil i en fordeling et tal x_α med den egenskab at brøkdelen α af fordelingen ligger til venstre for x_α .

Find α -fraktilen x_α i $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ -fordelingen udtrykt ved μ , σ^2 og ved α -fraktilen u_α i den normerede normalfordeling.

TIP: Værdien af den kumulerede fordelingsfunktion (for $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$) udregnet i x_α skal være lig α . Den kumulerede fordelingsfunktion kan udtrykkes ved Φ .

5 Enstikprøveproblemet i normalfordelingen

NORMALFORDELINGEN FREMKOM i kapitel 4 som resultatet af jagten på en fordeling hvor positionsparameteren estimeres ved gennemsnittet af observationerne. Vi mangler imidlertid at gøre rede for at normalfordelingen faktisk har den ønskede egenskab, men det vil ske i indeværende kapitel som led i behandlingen af »enstikprøveproblemet i normalfordelingen«.

Enstikprøveproblemet i normalfordelingen handler om en enkelt *stikprøve*, altså et antal uafhængige observationer $y_1, y_2, \dots, y_n$ fra en bestemt $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ -fordeling. Parametrene μ og σ^2 er ukendte, og problemet er at bestemme estimater over dem og måske teste hypoteser om dem. En anden side af sagen er *modelkontrolproblemet*, dvs. spørgsmålet om hvordan man vurderer om observationerne nu også med rimelighed kan beskrives som værende normalfordelte.

Eksempel 5.1 (Lysets hastighed)

I årene 1880-82 foretog den amerikanske fysiker Albert Abraham Michelson og den amerikanske matematiker og astronom Simon Newcomb en række efter den tids forhold temmelig nøjagtige bestemmelser af lysets hastighed i luft [15]. Deres metoder var baseret på Foucaults idé med at sende en lysstråle fra et hurtigtroterende spejl hen på et fjernt fast spejl som returnerer lysstrålen til det roterende, hvor man måler dens vinkelforskydning i forhold til den oprindelige lysstråle. Hvis man kender rotationshastigheden samt afstanden mellem spejlene, kan man derved bestemme lyshastigheden.

I tabel 5.1 på side 63 er vist resultaterne af de 66 målinger som Newcomb foretog i perioden 24. juli til 5. september 1882 i Washington, D.C. I Newcombs opstilling var der 3721 m mellem det roterende spejl der var placeret i Fort Myer på vestbredden af Potomac-floden, og det faste spejl der var anbragt på George Washington-monumentets fundament. Den størrelse som Newcomb rapporterer, er lysets *passagetid*, altså den tid som det er om at tilbagelægge den pågældende afstand.

Af de 66 værdier i tabel 5.1 skiller to sig ud, nemlig -44 og -2 , der synes at være »outliers«, altså tal der tilsyneladende ligger for langt væk fra flertallet af observationerne. Det er altid et vanskeligt spørgsmål at afgøre om det er forsvarligt at se bort fra *outliere*. I analysen af tallene i tabel 5.1 vil vi vælge at se bort fra de to nævnte observationer således at vi kun har at gøre med 64 observationer.

I den generelle situation foreligger der størrelser $y_1, y_2, \dots, y_n$ der antages at være observerede værdier af stokastiske variable $Y_1, Y_2, \dots, Y_n$ som er uafhængige identisk $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ -

fordelte; her er μ og σ^2 ukendte parametre. Modelfunktionen er

$$\begin{aligned} f(y_1, y_2, \dots, y_n; \mu, \sigma^2) &= \prod_{j=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{1}{2} \frac{(y_j - \mu)^2}{\sigma^2}\right) \\ &= \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}}\right)^n \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{j=1}^n (y_j - \mu)^2\right). \end{aligned} \quad (5.1)$$

Likelihoodfunktionen svarende til observationerne $y_1, y_2, \dots, y_n$ er derfor

$$L(\mu, \sigma^2) = \text{konstant} \cdot (\sigma^2)^{-n/2} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{j=1}^n (y_j - \mu)^2\right). \quad (5.2)$$

5.1 Estimation af μ og σ^2

Vi vil bestemme maksimaliseringsestimaterne for μ og σ^2 . Af udtrykket for likelihood-funktionen ses at uanset hvilken værdi σ^2 måtte have, så er den bedste μ -værdi, altså den μ -værdi som maksimaliserer $\mu \mapsto L(\mu, \sigma^2)$, den værdi som minimaliserer kvadratsummen $\sum_{j=1}^n (y_j - \mu)^2$. Ved at benytte formlen for kvadratet på en toleddet størrelse kan kvadratsummen omskrives på følgende måde hvor $\bar{y}$ betegner gennemsnittet af y -erne:

$$\begin{aligned} \sum_{j=1}^n (y_j - \mu)^2 &= \sum_{j=1}^n ((y_j - \bar{y}) + (\bar{y} - \mu))^2 \\ &= \sum_{j=1}^n ((y_j - \bar{y})^2 + 2(y_j - \bar{y})(\bar{y} - \mu) + (\bar{y} - \mu)^2) \\ &= \sum_{j=1}^n (y_j - \bar{y})^2 + \sum_{j=1}^n 2(y_j - \bar{y})(\bar{y} - \mu) + \sum_{j=1}^n (\bar{y} - \mu)^2 \\ &= \sum_{j=1}^n (y_j - \bar{y})^2 + 2(\bar{y} - \mu) \sum_{j=1}^n (y_j - \bar{y}) + n(\bar{y} - \mu)^2 \\ &= \sum_{j=1}^n (y_j - \bar{y})^2 + n(\bar{y} - \mu)^2, \end{aligned}$$

altså

$$\sum_{j=1}^n (y_j - \mu)^2 = \sum_{j=1}^n (y_j - \bar{y})^2 + n(\bar{y} - \mu)^2. \quad (5.3)$$

Heraf ses at kvadratsummen er mindst netop når μ er lig med $\bar{y}$. Derfor er maksimaliseringsestimateret for μ faktisk gennemsnittet af observationerne,

$$\hat{\mu} = \bar{y},$$

Tabel 5.1 Newcombs bestemmelser af lysets passagetid af en strækning på 7442 m (fra [21]). Tabelværdierne $\times 10^{-3} + 24.8$ er passagetiden i 10^{-6} sek.

28	26	33	24	34	36	26	30	22	36	23
27	16	40	29	22	27	27	28	27	31	27
24	21	25	30	23	29	26	33	26	32	24
31	19	24	20	36	32	39	28	24	32	25
-2	36	28	25	21	28	29	29	27	28	29
-44	37	25	28	26	30	32	16	23	32	25

således som det jo også var tanken at det skulle være.

Herefter kan man bestemme maksimaliseringsestimateret $\hat{\sigma}^2$ for σ^2 som maksimumspunktet for funktionen $\sigma^2 \mapsto L(\bar{y}, \sigma^2)$, og man finder at

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (y_j - \bar{y})^2.$$

Imidlertid benytter man som regel *ikke* dette estimat over σ^2 , men derimod

$$s^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{j=1}^n (y_j - \bar{y})^2, \quad (5.4)$$

hvor divisoren $(n-1)$ i denne forbindelse kaldes for *antallet af frihedsgrader* for varians-estimateret s^2 .

Eksempel 5.2 (Lysets hastighed, fortsat)

Hvis vi går ud fra at de 64 positive værdier i tabel 5.1 kan betragtes som observationer fra en og samme normalfordeling, så skal denne normalfordelings middelværdi estimeres til $\bar{y} = 27.75$ og dens varians til $s^2 = 25.8$ med 63 frihedsgrader. Det betyder at passagetidens middelværdi estimeres til $(27.75 \times 10^{-3} + 24.8) \times 10^{-6}$ sek = 24.828×10^{-6} sek og passagetidens varians estimeres til $25.8 \times (10^{-3} \times 10^{-6} \text{ sek})^2 = 25.8 \times 10^{-6} (10^{-6} \text{ sek})^2$ med 63 frihedsgrader, dvs. standardafvigelsen estimeres til $\sqrt{25.8 \times 10^{-6} 10^{-6} \text{ sek}} = 0.005 \times 10^{-6} \text{ sek}$.

Beregningstips og -tricks

Når man skal udregne en konkret s^2 -værdi, kan man naturligvis bare indsætte talværdierne i formel (5.4), det vil sige først udregne gennemsnittet $\bar{y}$, så trække det fra alle y_j -erne og kvadrere og summere, og til sidst dividere med $n-1$. Hvis man regner med håndkraft/lommeregner, er det imidlertid ofte en fordel at udnytte at summen af de kvadratiske afvigelse kan omskrives på følgende måde:

$$\sum_{j=1}^n (y_j - \bar{y})^2 = \sum_{j=1}^n (y_j^2 - 2y_j\bar{y} + \bar{y}^2) = \sum_{j=1}^n y_j^2 - n\bar{y}^2 = \sum_{j=1}^n y_j^2 - \frac{1}{n} \left(\sum_{j=1}^n y_j \right)^2. \quad (5.5)$$

Summen af de kvadratiske afvigelser kan altså udregnes ved at man først finder *summen* og *summen af kvadraterne* af observationerne og så indsætter dem i ovenstående forholdsvis simple formler. – Mange lommeregnere har en »statistikknapp« ($\Sigma+$) der gør det let at udregne $\bar{y}$ og s^2 . Lommeregneren benytter tre hukommelsesregistre hvor den gemmer henholdsvis n , $\sum y$ og $\sum y^2$. Når man indtaster et tal og trykker på $\Sigma+$ -tasten, opdateres de tre registre; til sidst trykker man på nogle passende taster, og lommeregneren udregner $\bar{y}$ som $\sum y/n$ og s^2 ved hjælp af formel (5.5). Bemærk dog at metoden er temmelig følsom over for afrundingsfejl fordi den ender med at man skal trække to ofte meget store positive tal fra hinanden.

Vi illustrerer metoden med et eksempel der samtidig omtaler endnu et par smarte tricks. Betragt følgende (konstruerede!) talmateriale:

$y_1 = 59837021$	$y_5 = 59837028$
$y_2 = 59837023$	$y_6 = 59837023$
$y_3 = 59837022$	$y_7 = 59837025$
$y_4 = 59837021$	

Når vi her skal udregne gennemsnittet $\bar{y}$ af y_j -erne, er det smart at indføre et såkaldt beregningsnulpunkt a , f.eks. $a = 59837020$, og så udregne $\bar{y}$ som $a + \bar{y} - a$. Med det omtalte valg af a bliver $\bar{y} - a = (1 + 3 + 2 + 1 + 8 + 3 + 5)/7 = \frac{23}{7} = 3\frac{2}{7} \approx 3.29$, og dermed $\bar{y} = 59837023.29$.

Summen af de kvadratiske afvigelser ændres ikke når man trækker det samme tal a fra alle y_j -erne (fordi det netop drejer sig om afvigelser). Ved beregningen kan vi derfor lade som om observationerne er tallene $y_j - a$, altså 1, 3, 2, 1, 8, 3, 5; summen af disse tal fandt vi ovenfor til 23, og summen af deres kvadrater er $1 + 9 + 4 + 1 + 64 + 9 + 25 = 113$ så summen af de kvadratiske afvigelser (af y_j -erne eller af $y_j - a$ -erne) er $113 - \frac{1}{7} \cdot 23^2 = 37\frac{3}{7} \approx 37.43$; endelig er så $s^2 = \frac{1}{7-1} \cdot 37\frac{3}{7} = 6\frac{5}{21} \approx 6.24$.

Men hvad nu hvis observationerne havde været f.eks. 10^6 gange mindre:

$y_1 = 59.837021$	$y_5 = 59.837028$
$y_2 = 59.837023$	$y_6 = 59.837023$
$y_3 = 59.837022$	$y_7 = 59.837025$
$y_4 = 59.837021$	

Så ville gennemsnittet ligeledes være blevet 10^6 gange mindre, og s^2 ville være blevet $10^6 \cdot 10^6 = 10^{12}$ gange mindre, altså $\bar{y} = 59.83702329$ og $s^2 = 6.24 \times 10^{-12}$.

Hvorfor benyttes s^2 ?

Det kan der argumenteres for på forskellige måder. Det lettest håndterlige og forståelige argument er at s^2 (i modsætning til $\bar{\sigma}^2$) er en *central* estimator over σ^2 , hvilket vil sige at middelværdien af

den stokastiske variabel s^2 er lig σ^2 , altså $E s^2 = \sigma^2$, således at estimatoren »i middel« rammer den rigtige værdi.

BEVIS FOR AT s^2 ER CENTRAL:

Antag at $Y_1, Y_2, \dots, Y_n$ er uafhængige $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ -variable. Der gælder at

$$\sum_{j=1}^n (Y_j - \bar{Y})^2 = \sum_{j=1}^n ((Y_j - \mu)^2 + 2(Y_j - \mu)(\mu - \bar{Y}) + (\mu - \bar{Y})^2) = \sum_{j=1}^n (Y_j - \mu)^2 - n(\bar{Y} - \mu)^2.$$

Ved at tage middelværdi fås (idet vi undervejs benytter at $E(\bar{Y}) = \mu$ og $\text{Var}(\bar{Y}) = \sigma^2/n$):

$$E \sum_{j=1}^n (Y_j - \bar{Y})^2 = \sum_{j=1}^n E(Y_j - \mu)^2 - n E(\bar{Y} - \mu)^2 = n \text{Var}(Y_1) - n \text{Var}(\bar{Y}) = (n-1)\sigma^2,$$

$$\text{dvs. } E s^2 = E \left(\frac{1}{n-1} \sum_{j=1}^n (Y_j - \bar{Y})^2 \right) = \sigma^2. \quad \square$$

Mod dette argument kan man indvende at det er baseret på et nyt princip (princippet om centrale estimators) der tilsyneladende blot er hentet ind på scenen til denne lejlighed. Hvis likelihoodmetoden virkelig skal være noget der er værd at beskæftige sig med, så burde man kunne basere sin argumentation udelukkende på den. Det kan man også til en vis grad, og det skal nu antydes hvordan.

De to parametre μ og σ^2 i normalfordelingen opfattes sædvanligvis ikke som værende ligestillede. Man plejer at tænke på middelværdiparameteren μ som den primære, da den jo beskriver den systematiske variation, nemlig det niveau hvorom observationerne fordeles sig, hvorimod variansparameteren σ^2 der »kun« beskriver den tilfældige variation, kommer i anden række. Som en konsekvens heraf kan man mene at man ikke skal estimere de to parametre samtidigt, men at man først skal estimere μ og dernæst σ^2 . Man skal derfor til estimationen af σ^2 kun benytte det der er tilbage af (informationen i) talmaterialet efter at man har estimeret μ .

Hvis der eksempelvis foreligger de fem observationer 3.2, 5.7, 2.1, 7.4, 3.1 som tænkes at stamme fra en $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ -fordeling, så estimeres først den »væsentlige« parameter μ ved gennemsnittet $(3.2 + 5.7 + 2.1 + 7.4 + 3.1)/5 = 21.5/5 = 4.3$. Dernæst skal man estimere σ^2 der skal beskrive den tilfældige variation omkring niveauet 4.3. Da det nu kan siges at være givet at de fem værdier skal have gennemsnit 4.3, dvs. at de fem afvigelser fra gennemsnittet skal summere til 0, så er der på sin vis kun fire forskellige afvigelser. Når man skal estimere variansen (der jo er den forventede kvadratiske afvigelse af en observation fra middelværdien), bliver det derfor som summen af de kvadratiske afvigelser divideret med fire:

$$\begin{aligned} & ((3.2 - 4.3)^2 + (5.7 - 4.3)^2 + (2.1 - 4.3)^2 + (7.4 - 4.3)^2 + (3.1 - 4.3)^2)/4 \\ &= ((-1.1)^2 + 1.4^2 + (-2.2)^2 + 3.1^2 + (-1.2)^2)/4 = 19.08/4 = 4.77. \end{aligned}$$

Man siger at der er fire *frihedsgrader*, fordi når det er fikseret at de fem observationer skal have et bestemt gennemsnit (f.eks. 4.3), så kan man frit vælge netop fire af de fem afvigelser fra gennemsnittet.

Ovenstående argument for at dividere summen af de kvadratiske afvigelser med $(n-1)$ i stedet for med n kan jo roligt siges at være noget løst og upræcist, men det kan faktisk godt præciseres. Det forhold at variansparameteren σ^2 tænkes at spille en underordnet rolle i forhold

til middelværdiparameteren μ , og at dette skal afspejles i den måde parametrene skal estimeres på, kan formaliseres på følgende måde: Man skal først estimere μ på sædvanlig måde, men dernæst skal man estimere σ^2 i den *betingede model*, hvor man betinger med $\hat{\mu}$, altså med $\bar{y}$. Estimatet over σ^2 skal være maximum likelihood estimatet, men man skal vel at mærke benytte likelihoodfunktionen svarende til den betingede fordeling af $Y_1, Y_2, \dots, Y_n$ givet at $\bar{Y}$ er lig $\bar{y}$. Hvis det skal gå bare nogenlunde matematisk korrekt til, er det ikke noget simpelt problem at bestemme denne betingede fordeling – det skyldes at der er tale om kontinuerte fordelinger. Men hvis man i al naivitet regner med at der gælder nogenlunde det samme som for diskrete fordelinger, blot med tæthedsfunktioner i stedet for sandsynlighedsfunktioner, så skulle den betingede tæthedsfunktion være

$$\frac{\text{tæthedsfunktionen for } Y_1, Y_2, \dots, Y_n}{\text{tæthedsfunktionen for } \bar{Y}}.$$

Da $Y_1, Y_2, \dots, Y_n$ er uafhængige $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ -variable, vil gennemsnittet $\bar{Y}$ være $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2/n)$ -fordelt. Derfor bliver den betingede tæthedsfunktion

$$\frac{\left(\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}}\right)^n \cdot \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{j=1}^n (y_j - \mu)^2\right)}{\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2/n}} \exp\left(-\frac{1}{2} \frac{(\bar{y} - \mu)^2}{\sigma^2/n}\right)} = \text{konstant} \cdot (\sigma^2)^{-(n-1)/2} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{j=1}^n (y_j - \bar{y})^2\right).$$

Opfattet som funktion af σ^2 er dette den (betingede) likelihoodfunktion der skal benyttes ved estimation af σ^2 . Denne funktion antager sit maksimum netop når $\sigma^2 = s^2$, så i den betingede model er størrelsen $s^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{j=1}^n (y_j - \bar{y})^2$ altså maximum likelihood estimatet over σ^2 .

5.2 Test af hypotese om middelværdien

Man er undertiden interesseret i at undersøge om de foreliggende data er forenelige med en antagelse om at den teoretiske middelværdi μ har en bestemt værdi (f.eks. 0). Mere formelt ønsker man at teste den statistiske hypotese $H_0: \mu = \mu_0$, hvor μ_0 er et kendt tal.

Hypoteser om parametre i normalfordelinger testes principielt på samme måde som alle andre statistiske hypoteser, nemlig ved brug af et kvotienttest der sammenligner likelihoodfunktionens maksimale værdi under hypotesen med den maksimale værdi overhovedet under den givne model. Likelihoodfunktionen er givet i formel (5.2) på side 62, og dens maksimale værdi er $L(\bar{y}, \hat{\sigma}^2)$. Under H_0 er likelihoodfunktionen

$$L_0(\sigma^2) = L(\mu_0, \sigma^2)$$

og den antager sin maksimumsværdi når σ^2 er lig med

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (y_j - \mu_0)^2.$$

Kvotientteststørrelsen bliver derfor

$$Q = \frac{L(\mu_0, \hat{\sigma}^2)}{L(\bar{y}, \hat{\sigma}^2)} = \left(\frac{\hat{\sigma}^2}{\hat{\sigma}^2}\right)^{-n/2} \exp\left(-\left(\frac{\sum_{j=1}^n (y_j - \mu_0)^2}{2\hat{\sigma}^2} - \frac{\sum_{j=1}^n (y_j - \bar{y})^2}{2\hat{\sigma}^2}\right)\right) \\ = \left(\frac{\sum_{j=1}^n (y_j - \mu_0)^2}{\sum_{j=1}^n (y_j - \bar{y})^2}\right)^{-n/2} \exp\left(-\left(\frac{n}{2} - \frac{n}{2}\right)\right) = \left(\frac{\sum_{j=1}^n (y_j - \mu_0)^2}{\sum_{j=1}^n (y_j - \bar{y})^2}\right)^{-n/2}.$$

Her omskrives kvadratsummen i tælleren ved hjælp af formel (5.3) på side 62 (med μ erstattet af μ_0), og man får

$$Q = \left(\frac{\sum_{j=1}^n (y_j - \bar{y})^2 + n(\bar{y} - \mu_0)^2}{\sum_{j=1}^n (y_j - \bar{y})^2}\right)^{-n/2} = \left(1 + \frac{n(\bar{y} - \mu_0)^2}{\sum_{j=1}^n (y_j - \bar{y})^2}\right)^{-n/2} \\ = \left(1 + \frac{n(\bar{y} - \mu_0)^2}{(n-1)s^2}\right)^{-n/2} = \left(1 + \frac{1}{n-1} \left(\frac{\bar{y} - \mu_0}{\sqrt{s^2/n}}\right)^2\right)^{-n/2}.$$

Størrelsen $(\bar{y} - \mu_0)/\sqrt{s^2/n}$ plejer man at betegne t ,

$$t = \frac{\bar{y} - \mu_0}{\sqrt{s^2/n}},$$

og med denne betegnelse har vi at

$$Q = \left(1 + \frac{t^2}{n-1}\right)^{-n/2}.$$

Små værdier af Q tyder på at hypotesen H_0 ikke er forenelig med data, og det ses at små Q -værdier er ensbetydende med t -værdier langt fra 0, dvs. med store $|t|$ -værdier. Man kan derfor benytte t som teststørrelse i stedet for Q , hvilket er praktisk da t er lettere at beregne end Q . – Undertiden kaldes t -teststørrelsen for *Students t*, fordi W.S. Gosset, der skrev den første artikel om t -testet, [22], skrev under pseudonymet 'Student'.

Bemærk at t -teststørrelsen også ud fra en umiddelbar betragtning forekommer at være en fornuftig teststørrelse, idet den måler afvigelsen $\bar{y} - \mu_0$ mellem den observerede og den teoretiske middelværdi i forhold til $\sqrt{s^2/n}$ som er den estimerede middelfejl på $\bar{y}$ (dvs. standardafvigelsen på $\bar{y}$).

Når man har udregnet værdien af teststørrelsen t , er næste skridt i testproceduren at bestemme testsandsynligheden, altså sandsynligheden for at få en mere ekstrem værdi af teststørrelsen end den faktisk opnåede, forudsat at hypotesen H_0 er rigtig. En matematisk sætning fortæller at når H_0 er rigtig, så følger t -størrelsen en bestemt fordeling, nemlig den såkaldte t -fordeling med $f = n - 1$ frihedsgrader; frihedsgradsantallet i t -fordelingen arves fra frihedsgradsantallet for variansestimateret s^2 i nævneren. (Fordelingen af t afhænger hverken af μ_0 eller af σ^2 (forudsat at H_0 er rigtig), og det er bekvemt da vi jo ikke kender de nøjagtige værdier heraf.)

I statistiske tabelværker kan man finde tabeller over fraktiler i t -fordelingen, og ved hjælp af sådanne tabeller er det let at bestemme testsandsynligheder i t -testet. Man skal dog være opmærksom på at en »mere ekstrem t -værdi« i de fleste tilfælde vil sige en t -værdi således at $|t| > |t_{\text{obs}}|$, dvs. enten $t > |t_{\text{obs}}|$ eller $t < -|t_{\text{obs}}|$. Man forkaster altså hypotesen både når t_{obs} er meget stor og når den er meget lille. Der gælder at t -fordelingen er symmetrisk omkring 0; derfor er $P_0(t > |t_{\text{obs}}|) = P_0(t < -|t_{\text{obs}}|)$ og dermed

$$P_0(|t| > |t_{\text{obs}}|) = 2 P_0(t > |t_{\text{obs}}|).$$

Det netop beskrevne test er et *tosidet test*; i modsætning hertil opererer et *ensidet test* med at de »ekstremer« afvigelse kun kan være til den ene side, f.eks. den positive, så at man kun forkaster hvis den observerede t -værdi er meget stor.

Eksempel 5.3 (Lysets hastighed, fortsat)

I vore dage er en meter pr. definition den strækning som lyset i vacuum gennemløber på $1/299\,792\,458$ sekund, hvoraf følger at lysets hastighed er $299\,792\,458$ meter pr. sekund. Med denne hastighed vil lyset være $\tau_0 = 2.48238 \times 10^{-5}$ sekunder om at tilbagelægge strækningen på de 7442 meter. Størrelsen τ_0 svarer til en tabelværdi på $((\tau_0 \times 10^6) - 24.8) \times 10^3 = 23.8$, så det ville være interessant at undersøge om de foreliggende data er forenelige med hypotesen om at den ukendte middelværdi μ har værdien $\mu_0 = 23.8$. Derfor vil vi teste den statistiske hypotese $H_0: \mu = 23.8$. Vi har tidligere fundet at $\bar{y} = 27.75$ og $s^2 = 25.8$, så t -teststørrelsen er

$$t = \frac{27.75 - 23.8}{\sqrt{25.8/64}} = 6.2.$$

Da der ikke er nogen grund til at tro at der kun skulle kunne forekomme afvigelser i én retning, skal testet være tosidet. Testsandsynligheden er derfor sandsynligheden for at få t -værdier som enten er større end 6.2 eller mindre end -6.2 . Ved tabelopslag kan man finde at i t -fordelingen med 63 frihedsgrader er 99.95%-fraktilen lidt over 3.4, dvs. der mindre end 0.05% sandsynlighed for at få en værdi som er større end 6.2, og testsandsynligheden er dermed mindre $2 \times 0.05\% = 0.1\%$. En så lille testsandsynlighed betyder at man må forkaste hypotesen. Newcombs målinger af lysets passagetid stemmer altså *ikke* overens med hvad vi i dag ved om lysets hastighed.

5.3 Histogrammer og fraktildiagrammer

For at få en idé om normalfordelingsmodellens rimelighed kan man tegne histogrammer og fraktildiagrammer.

Histogrammer

Et histogram over et sæt observationer $y_1, y_2, \dots, y_n$ fås på følgende måde:

1. Inddel observationsaksen i et antal delintervaller, gerne lige store, sådan at der ikke er nogen observationer i intervalendepunkterne.
2. Tæl op hvor mange observationer der er i hvert interval.
3. Tegn rektangler hvis grundflader er delintervallerne, og hvis arealer er lig med den brøkdel af observationerne som ligger inden for det pågældende delinterval. (Hvis der er a observationer i et interval af længde l , skal rektanglets højde være a/nl .)
4. Histogrammet skal ligne tæthedsfunktionen for den formodede sandsynlighedsfordeling (en normalfordeling). Det er derfor en god idé at indtegne den estimerede fordelings tæthedsfunktion i samme figur som histogrammet, se figur 5.1.

Ved udarbejdelsen af et histogram kan det være lidt af et kunststykke at vælge den rigtige intervalinddeling således at fluktuationerne bliver passende udglattet uden at tæthedens form bliver alt for udjævnet. Hvis intervallerne er for korte, bliver fluktuationerne ikke udglattet nok, er de for lange, sker der en for stor udjævning af tæthedens form.

Man kan godt give en lidt mere formel opskrift på et histogram over et sæt observationer $y_1, y_2, \dots, y_n$:

1. I det område hvor observationerne falder, vælges delepunkter (der som regel bør være ækvidistante) $x_0 < x_1 < x_2 < \dots < x_m$ hvor x_0 er mindre end den mindste og x_m større end den største af y -erne.
2. Bestem antallet n_j af y -er i det j -te interval (som er $]x_{j-1}, x_j]$).
3. Definer en stykkevis konstant funktion h ved

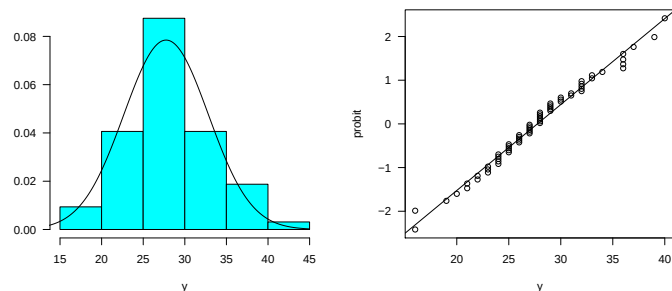
$$h(y) = \begin{cases} \frac{n_j/n}{x_j - x_{j-1}} & \text{når } y \in]x_{j-1}, x_j], \\ 0 & \text{når } y \leq x_0 \text{ eller } y > x_m. \end{cases}$$

Grafen for denne funktion h er histogrammet (svarende til den valgte inddeling) over observationerne $y_1, y_2, \dots, y_n$.

Fraktildiagrammer

Svarende til et sæt observationer $y_1, y_2, \dots, y_n$ benytter vi betegnelsen $y_{(1)}, y_{(2)}, \dots, y_{(n)}$ for de *ordnede observationer*, dvs. y -erne stillet op i voksende rækkefølge.

Nu er det sådan at hvis alle de observerede y -er er forskellige, så er brøkdelen $(i-1)/n$ af observationerne strengt mindre end tallet $y_{(i)}$, og brøkdelen i/n af dem er mindre end eller lig med tallet $y_{(i)}$. Som et kompromis kan man da sige at brøkdelen $(i-0.5)/n$ af dem er mindre end tallet $y_{(i)}$, med andre ord er $y_{(i)}$ en $\frac{i-0.5}{n}$ -fraktil i den empiriske



Figur 5.1 Histogram (til venstre) og fraktildiagram (til højre) over de 64 målte værdier af lysets passagetid. Den indtegnede kurve i histogrammet er tætheden for normalfordelingen med middelværdi $\bar{y} = 27.75$ og varians $s^2 = 25.8$; den rette linje i fraktildiagrammet har hældning $1/s = 0.20$ og går gennem $(\bar{y}, 0)$, altså $(27.75, 0)$.

fordeling. – Generelt defineres en α -fraktil i en fordeling som et tal y_α med den egenskab at brøkdelen α af sandsynlighedsmassen ligger til venstre for y_α .

Et fraktildiagram er kort fortalt en tegning hvor man afsætter *teoretiske fraktiler* mod *empiriske fraktiler*. Hvis y -erne er observationer fra $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ -fordelingen, så er den teoretiske fordelingsfunktion funktionen $y \mapsto \Phi\left(\frac{y-\mu}{\sigma}\right)$ (jf. side 58). Derfor finder man den teoretiske α -fraktil y_α ved at løse ligningen $\Phi\left(\frac{y_\alpha-\mu}{\sigma}\right) = \alpha$, hvilket giver $y_\alpha = \mu + \sigma \Phi^{-1}(\alpha)$. De n punkter hvis førstekoordinater er de empiriske fraktiler, og hvis andenkoordinater er de tilsvarende teoretiske fraktiler, altså punkterne med koordinater

$$\left(y_{(i)}, \mu + \sigma \Phi^{-1}\left(\frac{i-0.5}{n}\right)\right), \quad i = 1, 2, \dots, n,$$

bør da ligge nogenlunde omkring en ret linje gennem $(0, 0)$ med hældning 1. Dette er ensbetydende med at punkterne med koordinater

$$\left(y_{(i)}, \Phi^{-1}\left(\frac{i-0.5}{n}\right)\right), \quad i = 1, 2, \dots, n,$$

ligger nogenlunde omkring den rette linje gennem $(\mu, 0)$ og med hældning $1/\sigma$.

Konkret fremstiller man fraktildiagrammet ved at indtegne punkterne

$$\left(y_{(i)}, \Phi^{-1}\left(\frac{i-0.5}{n}\right)\right), \quad i = 1, 2, \dots, n,$$

i et koordinatsystem hvor man desuden indtegner den rette linje gennem $(\bar{y}, 0)$ og med hældning $1/s$; funktionen Φ^{-1} findes tabelleret i statistiske tabelværker og er en standardfunktion i statistikprogrammer til computere.

Med *sandsynlighedspapir* er det ganske let at fremstille fraktildiagrammer med håndkraft. Sandsynlighedspapiret er indrettet på den måde at ordinataksen har to skalaer: en *probit-skala* som er ækvidistant og går fra knap 2 til godt 8, og en (ikke-ækvidistant) *sandsynlighedsskala* med sandsynligheder i procent, gående fra 0.05 til 99.95. Man afsætter nu punkterne $(y_{(i)}, \frac{i-0.5}{n})$ idet man benytter sandsynlighedsskalaen på ordinataksen; hvis tallene er normalfordelte, skal punkterne fordele sig omkring den rette linje der kan indtegnes ved at benytte probit-skalaen på ordinataksen og lade linjen gå gennem punkterne $(\bar{y} - s, 4)$, $(\bar{y}, 5)$, $(\bar{y} + s, 6)$ osv.

I figur 5.1 ses et fraktildiagram over de 64 målte værdier af lysets passagetid. Såvel histogrammet som fraktildiagrammet viser at det ikke er ganske urimeligt at antage at måleresultaterne er normalfordelte.

5.4 Regn og tegn

Newcombs målinger af lysets passagetid

Her vises hvordan man kan analysere målingerne af lysets passagetid (tabel 5.1).

Først indlæses data (som findes i R-biblioteket MASS); de værdier der er større end 0, placeres i variablen y .

```
require(MASS)           # indlæs R-biblioteket MASS
data(newcomb)           # indlæs newcomb-dataene
y <- newcomb[newcomb>0] # brug kun værdier som er større end nul
```

Histogrammet tegnes lettest med MASS-funktionen `truehist`:

```
truehist(y, las=1) # histogram over y
# beregn og indtegn den estimerede kurve:
x <- seq(10, 45, by=0.2) # talfølge fra 10 til 45 med step på 0.2
lines(x, dnorm(x, mean(y), sd(y))) # dnorm udregner tæthed for normalford.
```

Fraktildiagrammet plus linjen kan tegnes sådan:

```
# Funktionen qqnorm tegner et fraktildiagram
qqnorm(y, datax=TRUE, las=1, ylab="y", xlab="probit", main="")
# Indtegn den rette linje med skæring  $-\bar{y}/s$  og hældning  $1/s$ 
abline(-mean(y)/sd(y), 1/sd(y))
```

Hypotesen $\mu = 23.8$ kan testes sådan:

```
t.test(y, mu=23.8) # test af hypotesen  $\mu = 23.8$ 
```

Vedr. opgave 5.4

En tabel som tabel 5.3 kan fremstilles sådan, hvor `rnorm` fremstiller et ønsket antal tilfældige normalfordelte tal, `matrix` arrangerer dem i en matrix, `rowMeans` udregner

række-gennemsnit, var udregner kovariansmatricen (varianserne står i diagonalen), cbind klister sammen langs søjler (columns) og round afrunder til et ønsket antal cifre:

```
t <- matrix(rnorm(200, mean=5, sd=sqrt(3)), nrow=20)
round(cbind(t, rowMeans(t), diag(var(t))), digits=2)
```

5.5 Opgaver

Opgave 5.1

Nedenstående 18 tal kan opfattes som en stikprøve fra en normalfordeling.

```
0.606 0.619 0.645 0.849 0.891 0.965 1.265 1.378 1.421
0.693 0.740 0.761 0.970 0.996 1.129 0.768 0.798 0.843
```

Vi betegner tallene $y_1, y_2, \dots, y_n$ ($n = 18$).

1. Udregn gennemsnittet $\bar{y}$ af observationerne.
2. Udregn summen af kvadratiske afvigelser $\sum_{j=1}^n (y_j - \bar{y})^2$ på to måder,
 - a) dels på den »umiddelbare« måde, dvs. udregn de 18 differenser $y_j - \bar{y}$, kvadrér differenserne og summér dem,
 - b) dels ved at benytte det snedige trick fra side 63.
3. Udregn variansskønnet og skønnet over standardafvigelsen.
4. Standardafvigelsen på gennemsnittet $\bar{y}$ er $1/\sqrt{n}$ gange standardafvigelsen på y -erne. Udregn den estimerede standardafvigelse på gennemsnittet.
(Standardafvigelsen på gennemsnittet kaldes ofte *middelfejlen* på $\bar{y}$.)
5. Med hvor mange cifre bør man angive værdien af $\bar{y}$?

Opgave 5.2 (Kviksølv i sværdfisk)

Sværdfisk kan være en kulinarisk oplevelse, men de er sundest når de ikke indeholder alt for mange tungmetaller. I en undersøgelse af sværdfisk på det amerikanske marked har man målt kviksølvindholdet i 115 tilfældigt udvalgte sværdfisk og fået resultaterne i tabel 5.2 (fra [12]).

Ifølge de amerikanske sundhedsmyndigheder bør konsumfisk ikke indeholde over 1 ppm kviksølv. Den fisk der sælges via de autoriserede salgskanaler, kan man kontrollere (med stikprøvekontroller), og man kan så kassere de partier der indeholder for meget kviksølv. Imidlertid sælges der også en del fisk uden om kontrolmyndighederne – i USA regner man med ca. 25%. Man er interesseret i at vide hvordan man skal vælge kassationsgrænsen for de 75% kontrollerede fisk for at opnå at gennemsnitsindholdet af kviksølv i de fisk der når frem til forbrugeren, bliver 1 ppm (eller derunder). Hvis man skal kunne beregne denne grænse, er man nødt til at kende fordelingen af kviksølvindhold i sværdfisk.

1. Det ville være bekvemt hvis observationerne kunne beskrives ved en normalfordeling, så det ønsker man at undersøge.
 - a) Udregn estimatorne $\bar{y}$ og s^2 over μ og σ^2 .

Tabel 5.2 Opgave 5.2: Kviksølvindhold (ppm) i 115 sværdfisk, de ordnede observationer.

0.05	0.07	0.07	0.13	0.13	0.19	0.24	0.25	0.28	0.32
0.39	0.45	0.46	0.53	0.54	0.56	0.60	0.60	0.61	0.62
0.65	0.71	0.72	0.75	0.76	0.79	0.81	0.81	0.82	0.82
0.82	0.83	0.83	0.83	0.84	0.85	0.89	0.90	0.91	0.92
0.92	0.93	0.95	0.95	0.97	0.97	0.98	1.00	1.00	1.01
1.02	1.04	1.05	1.05	1.08	1.10	1.12	1.12	1.14	1.14
1.15	1.16	1.20	1.20	1.20	1.20	1.20	1.21	1.22	1.25
1.25	1.26	1.27	1.27	1.29	1.29	1.29	1.29	1.30	1.31
1.32	1.32	1.37	1.37	1.39	1.39	1.40	1.40	1.41	1.42
1.43	1.44	1.45	1.54	1.54	1.58	1.58	1.60	1.60	1.62
1.62	1.66	1.66	1.68	1.69	1.72	1.74	1.85	1.89	1.96
2.06	2.10	2.23	2.25	2.72					

- a) Tegn et histogram over kviksølvindholdet i de 115 sværdfisk. Indtegn (skitse-mæssigt) den fittede normalfordelingstæthed (dvs. tætheden for normalfordelingen med parametre $\bar{y}$ og s^2).
 - b) Tegn et fraktildiagram (f.eks. på sandsynlighedspapir). Indtegn den rette linje der svarer til den fittede normalfordeling.
2. I den oprindelige analyse af tallene gik man ud fra at kviksølvkoncentrationen i sværdfisk var *logaritmisk normalfordelt*, hvilket betyder at logaritmen til koncentrationerne er normalfordelt. Diskutér denne formodning.

(Summen af observationerne er 126.70, og summen af kvadraterne er 168.0858. For logaritmen (den naturlige logaritme) til observationerne er de tilsvarende tal -7.9070 og 56.8102 .)

Opgave 5.3 (fortsættelse af opgave 5.2)

Løs det der er det overordnede problem i opgave 5.2, nemlig: hvordan skal man fastsætte kassationsgrænsen for de 75% af fiskene der kontrolleres, hvis man vil opnå at forbrugeren i middel højst udsættes for en kviksølvbelastning på 1 ppm.

Opgave 5.4

I tabel 5.3 er der 20 stikprøver $y_1, y_2, \dots, y_{10}$ fra en normalfordeling med $\mu = 5$ og $\sigma^2 = 3$.

1. Hvordan fordeler de enkelte stikprøvers estimerede middelværdier $\bar{y}$ sig omkring den teoretiske middelværdi $\mu = 5$?
2. Man kan bevise at gennemsnittet af $n \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ -fordelte størrelser kan opfattes som en observation fra $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2/n)$ -fordelingen. De 20 gennemsnit $\bar{y}_1, \bar{y}_2, \dots, \bar{y}_{20}$ skulle altså være observationer fra en normalfordeling med middelværdi 5 og varians $3/10$. Ser det ud til at passe?
 - a) Udregn gennemsnittet $\bar{\bar{y}} = (\bar{y}_1, \bar{y}_2, \dots, \bar{y}_{20})/20$ og den empiriske varians på $\bar{y}_i$ -erne, dvs. $\frac{1}{20-1} \sum_{i=1}^{20} (\bar{y}_i - \bar{\bar{y}})^2$. Giver det cirka 5 og 0.3, som man skulle tro?
 - b) Tegn et fraktildiagram over $\bar{y}_1, \bar{y}_2, \dots, \bar{y}_{20}$.

Tabel 5.3 Data til opgave 5.4: 20 eksempler på udfald af stokastiske variable $Y_1, Y_2, \dots, Y_{10}$ frembragt af en normalfordelings-tilfældighedsmekanisme med middelværdi 5 og varians 3.

y_1	y_2	y_3	y_4	y_5	y_6	y_7	y_8	y_9	y_{10}	$\bar{y}$	s^2
5.80	5.06	7.69	4.10	5.13	5.49	1.91	6.90	4.34	5.61	5.20	2.50
7.43	7.03	4.92	4.69	8.43	5.24	5.86	2.26	4.17	4.81	5.48	3.18
6.45	4.06	7.48	6.57	4.87	6.42	5.00	6.05	4.11	1.25	5.23	3.23
3.63	5.55	6.90	5.80	3.90	6.79	4.71	3.97	5.49	8.99	5.57	2.76
4.79	6.01	2.71	7.31	5.18	4.48	6.50	4.21	7.98	5.05	5.42	2.44
3.67	4.92	1.72	6.80	5.14	5.08	5.85	5.03	3.49	5.21	4.69	1.99
5.32	7.16	5.63	4.70	4.38	7.18	5.53	5.25	4.99	5.09	5.52	0.89
2.34	3.57	5.10	4.03	3.17	7.48	5.37	4.05	5.47	5.43	4.60	2.16
5.56	5.32	6.25	7.43	1.16	2.62	6.87	5.31	1.70	6.42	4.86	4.95
7.79	6.08	8.13	4.98	3.27	6.01	3.26	1.82	3.28	5.79	5.04	4.39
5.54	3.58	5.26	4.79	3.97	6.01	4.47	4.98	2.47	3.44	4.45	1.18
3.87	5.79	5.56	5.36	8.25	7.48	3.21	4.37	1.81	5.26	5.10	3.64
4.87	8.49	5.54	7.83	3.91	3.61	3.10	5.15	6.80	3.92	5.32	3.40
3.95	5.24	7.46	6.46	3.36	3.21	7.58	3.26	4.83	8.06	5.34	3.69
8.75	4.19	3.41	8.17	3.46	3.89	4.62	7.08	6.18	4.16	5.39	4.00
5.32	6.49	6.13	4.28	5.52	4.37	5.37	6.00	4.51	2.98	5.10	1.13
7.10	5.57	3.76	5.31	4.15	4.53	3.99	5.09	4.25	6.53	5.03	1.25
3.61	4.80	3.44	6.29	3.72	0.19	6.48	5.90	6.30	5.92	4.66	3.92
1.45	4.01	7.06	6.61	0.47	2.20	3.07	4.88	6.15	5.15	4.11	5.10
4.21	6.90	5.06	5.60	7.80	4.12	6.22	5.91	6.42	4.30	5.65	1.53

3. Udregn for hver af de 20 stikprøver t -teststørrelsen for hypotesen $\mu = 5$.

Hvordan fordeler t -værdierne sig?

Udregn de 20 testsandsynligheder. Hvor mange af dem er under 5%?

Er tingene som man skulle forvente – og hvad skulle man egentlig forvente?

4. I realiteten foreligger der jo 200 observationer fra en og samme normalfordeling. Skitsér hvordan man ud fra disse 200 observationer kunne teste hypotesen om at den teoretiske middelværdi er lig 5.

6 Tostikprøveproblemer i normalfordelingen

EN OFTE FOREKOMMENDE SITUATION er at der foreligger målinger af et bestemt træk eller en bestemt egenskab hos et antal individer der på forhånd vides at tilhøre forskellige grupper. Alt afhængigt af karakteren af målingerne kan man så benytte den ene eller anden eller tredje statistiske model/metode for dels at beskrive, dels at sammenligne de pågældende grupper. I dette kapitel skal vi diskutere metoder der kan benyttes, når

- ◊ der på hvert individ er målt én enkelt talværdi,
- ◊ talværdien opfattes som værende en værdi på en kontinuert måleskala,
- ◊ man vælger at beskrive den tilfældige variation med en normalfordeling.

Når betingelserne er formuleret i vendinger som »opfattes som værende« og »vælger at beskrive«, skyldes det at normalfordelingen ofte benyttes også i situationer hvor man kunne pege på andre, mere rigtige fordelinger. Tit er der en eller to forholdsvis gode grunde til alligevel at benytte normalfordelingen. Den ene grund er *Den Centrale Grænseværdisætning* der siger at summen af et større antal stokastiske variable under visse milde omstændigheder med god tilnærmelse er normalfordelte – og de størrelser man laver statistiske modeller for, er netop tit sådanne summen. Den anden grund er rent pragmatisk: normalfordelingsmodeller er fra et matematisk-statistisk synspunkt særdeles »pæne« i den forstand at en anvendelse af de generelle statistiske principper næsten altid fører til pæne og simple metoder der er lette at forstå og giver nemme og forståelige udregninger osv. Som følge heraf er normalfordelingsmodeller studeret og beskrevet i alle detaljer, og man kan for det meste finde en teoretisk gennemanalyseret model der passer til ens behov.

Hvori består problemet?

Antag at der er tale om en situation hvor man på hvert af et antal »individer« har målt værdien af en bestemt variabel Y . Individer skal her forstås i meget bred forstand: det kan bl.a. være personer, forsøgsdyr, jordlodder eller f.eks. de enkelte realisationer af forsøget »måling af lysets hastighed«. Individerne er opdelt i grupper ud fra nogle kriterier som er kendt på forhånd (inden forsøget starter), og som ikke afhænger af hvilken værdi Y nu måtte have. I den statistiske model for Y -erne vil man gå ud fra at den forskel der er

mellem (Y -værdierne hos) individerne inden for en bestemt gruppe, er tilfældig, og at den forskel der er mellem forskellige grupper, er systematisk. En normalfordelingsmodel til denne situation er da indrettet på den måde at

- ◊ den *systematiske* forskel mellem grupper beskrives ved hjælp af middelværdiparametre, og
- ◊ den *tilfældige* forskel inden for grupper beskrives ved hjælp af dels normalfordelingen, dels variansparametre i normalfordelingen.

Det statistiske problem består tit i at man ønsker at sammenligne grupperne for at vurdere om den systematiske forskel mellem dem er signifikant, dvs. om den forskel der er mellem grupperne, er stor målt i forhold til den tilfældige variation inden for de enkelte grupper. Man ønsker derfor at kunne måle forskellen mellem grupperne med en målestok der er kalibreret efter størrelsen af den tilfældige variation inden for grupperne.

Det man egentlig er interesseret i, er altså information om middelværdiparametrene. Men for at der kan være en veldefineret målestok at måle dem med, må man først sikre sig at det har mening at tale om *den* tilfældige variation inden for grupper. Derfor man i må modellen gøre den antagelse, som undertiden kan testes, at der er *varianshomogenitet*, dvs. at de forskellige grupper har samme variansparameter. (Man kan dog klare sig med en antagelse om at gruppernes variansparametre er kendte på nær en konstant faktor.)

Hermed er problemet beskrevet i generelle vendinger. I resten af dette kapitel og i kapitel 7 skal vi se hvordan det kan løses.

Der er tradition for at man giver en særlig omtale af den situation hvor der er *to* grupper der skal sammenlignes, så det gør vi også her.

6.1 Tostikprøveproblemet med uparrede observationer

Man har *to* grupper af »individer«, og på hvert individ har man målt værdien af en bestemt variabel Y . Individerne i de *to* grupper er *uparrede*, det vil sige der er *ikke* tale om at hvert individ i den ene gruppe på en eller anden måde hører sammen med et bestemt individ i den anden gruppe. Der behøver heller ikke være lige mange observationer i de *to* grupper. – Skematisk ser situationen sådan ud:

gruppe	observationer					
1	y_{11}	y_{12}	$\dots$	y_{1j}	$\dots$	y_{1n_1}
2	y_{21}	y_{22}	$\dots$	y_{2j}	$\dots$	y_{2n_2}

Her betegner y_{ij} observation nr. j i gruppe nr. i , $i = 1, 2$. Grupperne har henholdsvis n_1 og n_2 observationer. Vi vil gå ud fra at forskellen mellem observationer inden for en gruppe er tilfældig, hvorimod der er en systematisk forskel på *to* de grupper – det er derfor at observationerne er inddelt i grupper! Endelig antages det at y_{ij} -erne er observerede

værdier af uafhængige stokastiske variable Y_{ij} som er normalfordelte med samme varians σ^2 og med middelværdier henholdsvis μ_1 og μ_2 , kort

$$Y_{1j} \sim \mathcal{N}(\mu_1, \sigma^2)$$

$$Y_{2j} \sim \mathcal{N}(\mu_2, \sigma^2).$$

På denne måde beskriver de *to* middelværdiparametre μ_1 og μ_2 den systematiske variation, dvs. de *to* grupperes niveauer, og variansparameteren σ^2 (samt normalfordelingen) beskriver den tilfældige variation der altså er den samme i begge grupper (denne sidste antagelse kan man eventuelt teste, se side 80).

Estimation af middelværdiparametrene

Estimer over de ukendte middelværdiparametre μ_1 og μ_2 findes ved maximum likelihood metoden, altså som de værdier der maksimaliserer likelihoodfunktionen

$$\begin{aligned} L(\mu_1, \mu_2, \sigma^2) &= \prod_{j=1}^{n_1} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{1}{2} \frac{(y_{1j} - \mu_1)^2}{\sigma^2}\right) \cdot \prod_{j=1}^{n_2} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{1}{2} \frac{(y_{2j} - \mu_2)^2}{\sigma^2}\right) \\ &= \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}}\right)^n \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \left(\sum_{j=1}^{n_1} (y_{1j} - \mu_1)^2 + \sum_{j=1}^{n_2} (y_{2j} - \mu_2)^2\right)\right), \end{aligned}$$

hvor $n = n_1 + n_2$ er det samlede antal observationer. Det ses at hvis σ^2 er fast, så er det at maksimalisere likelihoodfunktionen med hensyn til μ_1 og μ_2 det samme som det at minimalisere kvadratsummen

$$\sum_{j=1}^{n_1} (y_{1j} - \mu_1)^2 + \sum_{j=1}^{n_2} (y_{2j} - \mu_2)^2,$$

og den opgave er let at løse, som vi nu skal se. Vi lader $\bar{y}_i$ betegne gennemsnittet i gruppe i ,

$$\bar{y}_i = \frac{1}{n_i} \sum_{j=1}^{n_i} y_{ij}.$$

Det snedige trick er nu følgende omskrivning af det j -te led fra gruppe 1 (vi benytter formelen for kvadratet på en toleddet størrelse):

$$\begin{aligned} (y_{1j} - \mu_1)^2 &= ((y_{1j} - \bar{y}_1) + (\bar{y}_1 - \mu_1))^2 \\ &= (y_{1j} - \bar{y}_1)^2 + 2(y_{1j} - \bar{y}_1)(\bar{y}_1 - \mu_1) + (\bar{y}_1 - \mu_1)^2. \end{aligned}$$

Når vi summerer over j , bliver summen af de dobbelte produkter 0 fordi summen af afvigelserne fra $\bar{y}_1$ er 0, og vi får

$$\begin{aligned} \sum_{j=1}^{n_1} (y_{1j} - \mu_1)^2 &= \sum_{j=1}^{n_1} (y_{1j} - \bar{y}_1)^2 + \sum_{j=1}^{n_1} (\bar{y}_1 - \mu_1)^2 \\ &= \sum_{j=1}^{n_1} (y_{1j} - \bar{y}_1)^2 + n_1(\bar{y}_1 - \mu_1)^2. \end{aligned}$$

Fra gruppe 2 kommer der et tilsvarende bidrag, så alt i alt kan den kvadratsum der skal minimaliseres, skrives som

$$\begin{aligned} & \sum_{j=1}^{n_1} (y_{1j} - \mu_1)^2 + \sum_{j=1}^{n_2} (y_{2j} - \mu_2)^2 \\ &= \sum_{j=1}^{n_1} (y_{1j} - \bar{y}_1)^2 + \sum_{j=1}^{n_2} (y_{2j} - \bar{y}_2)^2 + n_1(\bar{y}_1 - \mu_1)^2 + n_2(\bar{y}_2 - \mu_2)^2. \end{aligned}$$

Det ses at de værdier af μ_1 og μ_2 der gør kvadratsummen mindst, er $\mu_1 = \bar{y}_1$ og $\mu_2 = \bar{y}_2$. Vi har dermed vist at maksimaliseringsestimaterne for gruppemiddelværdierne μ_1 og μ_2 er gruppegennemsnittene $\bar{y}_1$ og $\bar{y}_2$.

Estimation af variansparameteren

Maksimaliseringsestimateret $\hat{\sigma}^2$ for σ^2 kan bestemmes som maksimumspunktet for funktionen $\sigma^2 \mapsto L(\bar{y}_1, \bar{y}_2, \sigma^2)$; man finder at det er

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n} \left(\sum_{j=1}^{n_1} (y_{1j} - \bar{y}_1)^2 + \sum_{j=1}^{n_2} (y_{2j} - \bar{y}_2)^2 \right).$$

En størrelse som $y_{ij} - \bar{y}_i$ der er forskellen mellem den faktiske observation og det bedst mulige *fit* med den aktuelle model, kaldes undertiden for et *residual*. Derfor kaldes en størrelse som

$$\sum_{j=1}^{n_1} (y_{1j} - \bar{y}_1)^2 + \sum_{j=1}^{n_2} (y_{2j} - \bar{y}_2)^2$$

for en *residualkvadratsum*, og man kan sige at maksimaliseringsestimateret $\hat{\sigma}^2$ for σ^2 er lig med residualkvadratsummen divideret med antallet af observationer. Som regel benytter man imidlertid et andet estimat over σ^2 , nemlig residualkvadratsummen divideret med antallet af frihedsgrader $n - 2$ (antal observationer minus antal estimerede middelværdiparametre), dvs. man estimerer variansen ved

$$s_0^2 = \frac{1}{n-2} \left(\sum_{j=1}^{n_1} (y_{1j} - \bar{y}_1)^2 + \sum_{j=1}^{n_2} (y_{2j} - \bar{y}_2)^2 \right).$$

Man begrundet brugen af s_0^2 frem for $\hat{\sigma}^2$ på lignende måde som i Enstikprøveproblemet i normalfordelingen, se side 64.

Hypotesen $\mu_1 = \mu_2$

For at vurdere om der er en signifikant forskel på de to gruppers middelværdier, testes den statistiske hypotese

$$H_0 : \mu_1 = \mu_2.$$

Når hypotesen H_0 er rigtig, er der tale om et »enstikprøveproblem« med $n = n_1 + n_2$ observationer, så vi ved fra kapitel 5 at

- den fælles værdi af middelværdiparameteren estimeres ved det totale gennemsnit

$$\bar{y} = \frac{1}{n} \left(\sum_{j=1}^{n_1} y_{1j} + \sum_{j=1}^{n_2} y_{2j} \right),$$

- maksimaliseringsestimateret over variansparameteren σ^2 er

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^{n_i} (y_{ij} - \bar{y})^2,$$

- det variansestimateret man som regel benytter, er

$$s_{01}^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^{n_i} (y_{ij} - \bar{y})^2 = \frac{1}{n-1} \left(\sum_{j=1}^{n_1} (y_{1j} - \bar{y})^2 + \sum_{j=1}^{n_2} (y_{2j} - \bar{y})^2 \right),$$

med $n - 1$ frihedsgrader.

Kvotientteststørrelsen for H_0 er

$$Q = \frac{L(\bar{y}, \bar{y}, \hat{\sigma}^2)}{L(\bar{y}_1, \bar{y}_2, \hat{\sigma}^2)}$$

hvor L er defineret på side 77. Når man indsætter udtrykkene for estimaterne i Q , bliver det udtryk som exp skal anvendes på, simpelthen $-n/2$, både i tæller og nævner; udtrykket for Q kan derfor reduceres til

$$Q = \left(\frac{\hat{\sigma}^2}{s_0^2} \right)^{-n/2} = \left(\frac{\sum_{j=1}^{n_1} (y_{1j} - \bar{y})^2 + \sum_{j=1}^{n_2} (y_{2j} - \bar{y})^2}{\sum_{j=1}^{n_1} (y_{1j} - \bar{y}_1)^2 + \sum_{j=1}^{n_2} (y_{2j} - \bar{y}_2)^2} \right)^{-n/2}.$$

Nævnerkvadratsummen er lig $(n-2)s_0^2$. Tællerkvadratsummen kan omskrives på følgende måde hvor vi undervejs benytter at $\bar{y} = (n_1\bar{y}_1 + n_2\bar{y}_2)/(n_1 + n_2)$:

$$\begin{aligned} & \sum_{j=1}^{n_1} (y_{1j} - \bar{y})^2 + \sum_{j=1}^{n_2} (y_{2j} - \bar{y})^2 \\ &= \sum_{j=1}^{n_1} ((y_{1j} - \bar{y}_1) + (\bar{y}_1 - \bar{y}))^2 + \sum_{j=1}^{n_2} ((y_{2j} - \bar{y}_2) + (\bar{y}_2 - \bar{y}))^2 \\ &= \sum_{j=1}^{n_1} (y_{1j} - \bar{y}_1)^2 + n_1(\bar{y}_1 - \bar{y})^2 + \sum_{j=1}^{n_2} (y_{2j} - \bar{y}_2)^2 + n_2(\bar{y}_2 - \bar{y})^2 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= (n-2)s_0^2 + n_1(\bar{y}_1 - \bar{y})^2 + n_2(\bar{y}_2 - \bar{y})^2 \\
&= (n-2)s_0^2 + n_1 \left(\frac{n_2(\bar{y}_1 - \bar{y}_2)}{n_1 + n_2} \right)^2 + n_2 \left(\frac{n_1(\bar{y}_1 - \bar{y}_2)}{n_1 + n_2} \right)^2 \\
&= (n-2)s_0^2 + \frac{(\bar{y}_1 - \bar{y}_2)^2}{\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2}}.
\end{aligned}$$

Med betegnelsen

$$t = \frac{\bar{y}_1 - \bar{y}_2}{\sqrt{s_0^2 \left(\frac{1}{n_1} + \frac{1}{n_2} \right)}}$$

kan Q derfor udtrykkes som $Q = \left(1 + \frac{t^2}{n-2}\right)^{-n/2}$. Det ses at Q er en aftagende funktion af $|t|$, dvs. små Q -værdier er ensbetydende med store $|t|$ -værdier, så man skal forkaste H_0 hvis $|t|$ er stor.

Man plejer at benytte t (*Students t*) som teststørrelse fordi den har en umiddelbart forståelig fortolkning: den måler differensen mellem de to middelværdiestimater ($\bar{y}_1$ og $\bar{y}_2$) i forhold til den estimerede standardafvigelse på denne differens.*

Testsandsynligheden, dvs. sandsynligheden for at få et sæt observationer der harmonerer dårligere med H_0 end de foreliggende observationer, bestemmes som

$$\varepsilon = P_0(|t| > |t_{\text{obs}}|) = P_0(t > |t_{\text{obs}}| \text{ eller } t < -|t_{\text{obs}}|) = P_0(t > |t_{\text{obs}}|) + P_0(t < -|t_{\text{obs}}|).$$

Hvis H_0 er rigtig, følger t den såkaldte t -fordeling med $n-2$ frihedsgrader (frihedsgradsantallet arves fra variansskønnet s_0^2); denne fordeling er symmetrisk om 0. Hvis t_f betegner en stokastisk variabel som er t -fordelt med f frihedsgrader, kan testsandsynligheden følgelig udregnes som

$$\varepsilon = 2P(t_{n-2} > |t_{\text{obs}}|).$$

Det netop beskrevne test er *tosidet*, fordi de ekstreme t -værdier er på begge sider af 0, og det er det man som oftest bruger. Men en sjælden gang kan man være i en situation hvor man er aldeles sikker på at hvis ikke $\mu_1 = \mu_2$, så er (lad os sige) $\mu_1 < \mu_2$, den modsatte ulighed er utænkelig, og i så fald vil man kun forkaste H_0 hvis t er langt fra 0 og negativ. Man foretager da et *ensidet* test og udregner testsandsynligheden som $P_0(t < t_{\text{obs}})$.

Test for varianshomogenitet

I det foregående er vi gået ud fra at observationerne i den ene gruppe har samme varians som observationerne i den anden gruppe. Denne antagelse kan man imidlertid godt

* Det var et ræsonnement af denne art der førte W.S. Gosset (alias 'Student') til i 1908 i [22] at foreslå en teststørrelse der næsten er vore dages *Students t*.

teste. Det foregår på den måde at man opstiller en lidt generellere model der tillader varianserne at være forskellige, og i den model tester man så om varianserne kan antages at være ens.

Den lidt generellere model (generellere end på side 77) er

$$Y_{1j} \sim \mathcal{N}(\mu_1, \sigma_1^2)$$

$$Y_{2j} \sim \mathcal{N}(\mu_2, \sigma_2^2).$$

Nu kan man opskrive likelihoodfunktionen, estimere parametrene og teste hypotesen $H: \sigma_1^2 = \sigma_2^2$. Det viser sig at kvotientteststørrelsen er en funktion af

$$R = \frac{s_1^2}{s_2^2},$$

hvor $s_i^2 = \frac{1}{n_i - 1} \sum_{j=1}^{n_i} (y_{ij} - \bar{y}_i)^2$ er variansskønnet (med $n_i - 1$ frihedsgrader) i gruppe i , $i = 1, 2$.

Man plejer at benytte R som teststørrelse, og man skal forkaste hypotesen om ens varianser hvis R enten er meget større end 1 eller meget mindre end 1, dvs. der er tale om et tosidet test. Som testsandsynlighed ε benyttes sandsynligheden for at få en R -værdi der ligger uden for intervallet med endepunkter R_{obs} og $1/R_{\text{obs}}$, det vil sige

◊ hvis $R_{\text{obs}} > 1$, så er

$$\varepsilon = P_0(R > R_{\text{obs}}) + P_0\left(R < \frac{1}{R_{\text{obs}}}\right) = P_0(R > R_{\text{obs}}) + P_0\left(\frac{1}{R} > R_{\text{obs}}\right),$$

◊ hvis $R_{\text{obs}} < 1$, så er

$$\varepsilon = P_0(R < R_{\text{obs}}) + P_0\left(R > \frac{1}{R_{\text{obs}}}\right) = P_0\left(\frac{1}{R} > \frac{1}{R_{\text{obs}}}\right) + P_0\left(R > \frac{1}{R_{\text{obs}}}\right).$$

Der gælder at når hypotesen om varianshomogenitet er rigtig, så vil R følge den såkaldte F -fordeling med (f_1, f_2) frihedsgrader, hvor f_1 og f_2 er antal frihedsgrader for s_1^2 og s_2^2 . Fraktiler i F -fordelingen kan findes enten med et statistikprogram på computeren eller i statistiske tabelværker, og det er derfor let at udregne testsandsynlighederne. Hvis man desuden udnytter en særlig egenskab ved F -fordelinger, nemlig at hvis R er F -fordelt med (f_1, f_2) frihedsgrader, så vil $1/R$ være F -fordelt med (f_2, f_1) frihedsgrader, så kan fremgangsmåden forenkles til

1. Lad s_{max}^2 og s_{min}^2 betegne henholdsvis det største og det mindste af tallene s_1^2 og s_2^2 .
2. Lad $R^* = s_{\text{max}}^2 / s_{\text{min}}^2$.
3. Så er testsandsynligheden lig $\varepsilon = P(F_{f_1, f_2} \geq R_{\text{obs}}^*) + P(F_{f_2, f_1} \geq R_{\text{obs}}^*)$, hvor F_{f_a, f_b} betegner en stokastisk variabel som er F -fordelt med (f_a, f_b) frihedsgrader.

Tabel 6.1 C-vitamin-eksemplet: nogle beregnede størrelser.

n står for antal observationer y , S for Sum af y -er, $\bar{y}$ for gennemsnit af y -er, f for antal frihedsgrader, SS for Sum af kvadratiske afvigelser ('Sum of Squared deviations'), og s^2 for variansestimater (SS/f).

gruppe	n	S	$\bar{y}$	f	SS	s^2
appelsinsaft	10	131.8	13.18	9	177.236	19.69
kunstigt C-vit.	10	80.0	8.00	9	68.960	7.66
sum	20	211.8		18	246.196	
gennemsnit			10.59			13.68

Eksempel 6.1 (C-vitamin)

C-vitamin (ascorbinsyre) er et veldefineret kemisk stof som man sagtens kan fremstille i laboratoriet (og i industrien), og man kan jo i sin naivitet forestille sig at virkningen i den menneskelige organisme af det »kunstige« C-vitamin er præcis lige så god som virkningen af det i naturen forekommende. For at undersøge om det nu også forholder sig sådan har man foretaget et eksperiment, ikke med mennesker men med marsvin (små gnavere).

Man delte 20 nogenlunde ens marsvin op i to grupper hvoraf den ene fik appelsinsaft, og den anden fik en tilsvarende mængde »kunstigt« C-vitamin. Efter seks ugers behandling målte man længden af fortændernes odontoblaste (det tandbensdannende væv). Man fik da disse resultater, hvor observationerne i hver gruppe er ordnet efter størrelse:

appelsinsaft:	8.2	9.4	9.6	9.7	10.0	14.5	15.2	16.1	17.6	21.5
kunstigt C-vitamin:	4.2	5.2	5.8	6.4	7.0	7.3	10.1	11.2	11.3	11.5

Man kan fastslå at der må være tale om en art tostikprøveproblem. Karakteren af observationerne gør at det ikke er urimeligt at forsøge sig med en normalfordelingsmodel af en slags, og det er alt i alt nærliggende at sige at der er tale om et »tostikprøveproblem med uparrede normalfordelte observationer«. Vi vil analysere observationerne ved brug af denne model, mere nøjagtigt vil vi undersøge om odontoblasternes middelvækst er den samme i de to grupper.

I tabel 6.2 er et regneskema der viser hvordan man kan foretage udregningerne med »håndkraft« (se også side 63f). Hvis man blot vil opsummere resultaterne, gør man det ofte i form af en tabel som den der er vist i tabel 6.1.

Da metoden til sammenligning af middelværdierne i de to grupper forudsætter at de to grupper har samme varians, kan man eventuelt også teste hypotesen om varianshomogenitet. Dette test er baseret på varianskvotienten

$$R = \frac{s_{\text{appelsinsaft}}^2}{s_{\text{kunstigt}}^2} = \frac{19.69}{7.66} = 2.57.$$

Værdien 2.57 skal sammenholdes med F -fordelingen med (9, 9) frihedsgrader i et tosidet test. Tabelopslag viser at 95%-fraktilen er 3.18 og 90%-fraktilen 2.44; der er derfor mellem 10 og 20 procents chance for at få en værre R -værdi selv om hypotesen er rigtig, og på dette grundlag vil vi ikke afvise antagelsen om varianshomogenitet. Den fælles varians estimeres til $s_0^2 = 13.68$ med 18 frihedsgrader.

Tabel 6.2 C-vitamin-eksemplet: regneskema.

	Appelsinsaft		Kunstigt C-vitamin	
	y	y^2	y	y^2
	8.2	67.24	4.2	17.64
	9.4	88.36	5.2	27.04
	9.6	92.16	5.8	33.64
	9.7	94.09	6.4	40.96
	10.0	100.00	7.0	49.00
	14.5	210.25	7.3	53.29
	15.2	231.04	10.1	102.01
	16.1	259.21	11.2	125.44
	17.6	309.76	11.3	127.69
	21.5	462.25	11.5	132.25
sum	131.8	1914.36	80.0	708.96
$\bar{y}_i$	131.8/10 = 13.18		80.0/10 = 8.00	
$\Sigma y^2 - \frac{(\Sigma y)^2}{n}$	1914.36 - $\frac{131.8^2}{10} = 177.236$		708.96 - $\frac{80.0^2}{10} = 68.96$	
s_i^2	$\frac{177.236}{10 - 1} = 19.69$		$\frac{68.960}{10 - 1} = 7.66$	
s_0^2	$\frac{177.236 + 68.960}{(10 - 1) + (10 - 1)} = 13.68$			
t	$\frac{13.18 - 8.00}{\sqrt{13.68 \left(\frac{1}{10} + \frac{1}{10}\right)}} = 3.13$			

Vi kan nu gå over til det egentlige, nemlig at teste om der er signifikant forskel på to gruppers niveauer. Til det formål udregnes t -teststørrelsen

$$t = \frac{13.18 - 8.00}{\sqrt{13.68 \left(\frac{1}{10} + \frac{1}{10}\right)}} = \frac{5.18}{1.65} = 3.13.$$

Den fundne værdi skal sammenholdes med t -fordelingen med 18 frihedsgrader. I denne fordeling er 99.5%-fraktilen 2.878, hvoraf vi kan slutte at der er mindre end 1% chance for at få en værdi numerisk større end 3.13. Konklusionen bliver derfor at der er en klart signifikant forskel mellem de to grupper. Som det ses af tallene, består forskellen i at den »kunstige« gruppe har *mindre* odontoblastvækst end appelsingruppen. Kunstigt C-vitamin synes altså ikke at virke så godt som det naturlige.

6.2 Tostikprøveproblemet med parrede observationer

Som titlen på afsnit 6.1 lader ane, er der også et tostikprøveproblem med parrede observationer. Situationen er her at observationerne hører sammen på to led: dels hører hver observation til en af to mulige grupper, dels hører observationerne sammen to og to, de er parrede. Typiske eksempler er målinger af en bestemt variabel *før* og *efter* en behandling på nogle forsøgsdyr (eller -personer); de to grupper består da af henholdsvis målingerne før og målingerne efter, og observationerne er parrede idet man véd hvilke målinger der stammer fra hvilke individer. Vi viser situationen skematisk:

	gruppe 1	gruppe 2
par nr. 1	y_{11}	y_{12}
par nr. 2	y_{21}	y_{22}
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
par nr. i	y_{i1}	y_{i2}
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
par nr. r	y_{r1}	y_{r2}

Der er r observationspar, og det i -te par består af y_{i1} og y_{i2} .

Ved opbygningen af en statistisk model bør man naturligvis udnytte den information der ligger i at vi véd hvilke observationer der hører sammen. Man kunne forestille sig at det forholdt sig på den enkle måde at forskellen mellem den »sande« værdi af en gruppe 2-måling og den »sande« værdi af den tilsvarende gruppe 1-måling havde den samme værdi δ for alle parrene. Der er altså ikke noget i vejen for at de enkelte par kan være voldsomt forskellige, blot *forskellen* mellem de to medlemmer af et par er den samme (på nær tilfældige afvigelser) for alle par.

Hvis det forholder sig på denne måde, er der en uhyre simpel måde at analysere tallene på: man udregner differenserne $d_i = y_{i2} - y_{i1}$ og undersøger om de fordeler sig tilfældigt omkring 0. Hvis man er parat til at antage at differenserne $d_1, d_2, \dots, d_n$ er observationer fra en normalfordeling med middelværdi δ og varians σ^2 , så har vi et *enstikprøveproblem* i normalfordelingen, og så er det bare at slå tilbage til kapitel 5.

Eksempel 6.2 (Sovemidler)

Det kemiske stof *hyoscyamin hydrobromid* kan anvendes som sovemiddel. Stoffet findes imidlertid i to udgaver, d-hyoscyamin hydrobromid og l-hyoscyamin hydrobromid, der afbøjer polariseret lys til hver sin side (l = laevo = mod venstre, d = dextro = mod højre (på latin)). Man er interesseret i at finde ud af om de to udgaver virker på samme måde som sovemiddel. Derfor har man udført en forsøgsrække hvor man på 10 forsøgspersoner har bestemt stoffernes søvnforlængende virkning. I tabel 6.3 er vist det gennemsnitlige antal ekstra søvntimer pr. nat for hver person, dels ved behandling med d-udgaven, dels ved behandling med l-udgaven af stoffet. [22]

Da der er tale om at man på nogle forsøgspersoner har målt effekten af først en, så en anden behandling, vil det være nærliggende at søge at analysere talmaterialet ved hjælp af en model af

Tabel 6.3 Antal ekstra søvntimer ved behandling med hyoscyamin hydrobromid.

person	dextro-	laevo-
1	0.7	1.9
2	-1.6	0.8
3	-0.2	1.1
4	-1.2	0.1
5	-0.1	-0.1
6	3.4	4.4
7	3.7	5.5
8	0.8	1.6
9	0.0	4.6
10	2.0	3.4

Tabel 6.4 Differenser mellem l- og d-hyoscyamin hydrobromids søvnforlængende virkning.

person	differens (timer)
1	1.2
2	2.4
3	1.3
4	1.3
5	0.0
6	1.0
7	1.8
8	0.8
9	4.6
10	1.4

typen »tostikprøveproblem med parrede observationer«. Derfor bestemmes differenserne mellem virkningerne af laevo- og dextroudgaven af stoffet, se tabel 6.4.

Vi vil opfatte tallene i tabel 6.4 som et »enstikprøveproblem i normalfordelingen«, og spørgsmålet om de to stoffer virker lige godt, kan da præciseres til spørgsmålet om tallenes middelværdi er signifikant forskellig fra 0. Dette kan testes som en statistisk hypotese.

Gennemsnittet af differenserne i tabellen er $\bar{d} = 1.58$ timer, og estimatet over variansen på differenserne er $s^2 = 1.51$ timer² (med 9 frihedsgrader), svarende til at den estimerede standardafvigelse er $s = 1.23$ timer. Den estimerede standardafvigelse på gennemsnittet er dermed $\sqrt{s^2/n} = \sqrt{1.51/10}$ timer = 0.39 timer. Endvidere bliver t -teststørrelsen

$$t = \frac{\bar{d} - 0}{\sqrt{s^2/n}} = \frac{1.58 \text{ timer}}{0.39 \text{ timer}} = 4.06.$$

I t -fordelingen med 9 frihedsgrader er 99.5%-fraktilen 3.25 og 99.9%-fraktilen 4.29, så testsandsynligheden ligger et sted mellem 0.2% og 1%. Der er således ganske klart signifikans, dvs. de to stoffer virker signifikant forskelligt (og som man ser, er l-stoffet det mest virksomme).

Dette var altså et eksempel på et tostikprøveproblem med parrede observationer, men hvad var der sket hvis man af vanfare var kommet til at analysere det som om der var tale om uparrede observationer?

Den t -størrelse man så ville udregne, var en anden. Tælleren ville være den samme fordi differensen mellem gennemsnittene er lig gennemsnittet af differenserne. Det variansestimater der skulle benyttes i nævneren, er estimatet over den fælles varians i de to grupper, og det udregnes til $s_0^2 = 3.605$ timer² med 18 frihedsgrader, og teststørrelsen ville derfor blive

$$t = \frac{1.58 \text{ timer}}{\sqrt{3.605 \text{ timer}^2 \left(\frac{1}{10} + \frac{1}{10} \right)}} = \frac{1.58}{0.85} = 1.86.$$

Denne gang ville vi få 18 frihedsgrader i t -fordelingen, og det vil sige at 95%-fraktilen er 1.73 og 97.5%-fraktilen 2.10. Der ville altså være et sted mellem 5% og 10% chance for at få en mere

ekstrem t -størrelse end 1.86, og man vil derfor almindeligvis sige at $t_{\text{obs}} = 1.86$ ikke er signifikant stor. Dette test ville således ikke vise nogen signifikant forskel på de to stoffer.

Grunden til at de to analyser giver forskellige resultater, er at der er en temmelig stor forskel på forsøgspersonerne:

- ◊ I den første model (parrede observationer) elimineres en stor del af personforskellene ved at man går over til at analysere differenserne. Til gengæld får variansestimater kun 9 frihedsgrader.
- ◊ I den anden model (uparrede observationer) skal al forskellen mellem personer beskrives af variansparameteren (fordi forskellen mellem personer i denne omgang udelukkende anses for tilfældig), og til gengæld får variansestimater hele 18 frihedsgrader. – På den anden side indebærer det at hvis der er stor forskel mellem personer, så bliver variansestimater også stort.

Datamaterialet til dette eksempel er meget berømt fordi det blev benyttet til et illustrativt eksempel i den artikel [22] fra 1908 hvor t -testet (i enstikprøveproblemet) blev introduceret. Artiklen er skrevet af W.S. Gosset der arbejdede som biometriker ved Guinnessbryggerierne, og som benyttede 'Student' som sit *nom de plume*.

6.3 Regn og tegn

Vi viser hvordan man kan analysere Students data om ekstra søvntimer (tabel 6.3) med R. Datamaterialet indgår i R-distributionen, og det kan indlæses ved at skrive `data(sleep)`; derved oprettes en 'data.frame' `sleep` med de to variable `extra` og `group` (se deres indhold ved at skrive `sleep`). For at analysere data som et »tostikprøveproblem med parrede observationer« (som jo er den rigtige metode) behøver man nu blot skrive

```
t.test(extra ~ group, data=sleep, paired=TRUE)
```

Hvis man (fejlagtigt) opfattede det som et »tostikprøveproblem med uparrede observationer«, kunne man teste for ens varianser og derefter for ens middelværdier sådan:

```
var.test(extra ~ group, data=sleep)
t.test(extra ~ group, data=sleep, var.equal=TRUE)
```

6.4 Opgaver

Opgave 6.1 (Isens smeltevarme)

Man ønsker at sammenligne to forskellige metoder (A og B) til bestemmelse af isens smeltevarme. Eksperimenter har givet resultaterne i tabel 6.5. Undersøg om der er signifikant forskel på de to metoder.

TIP: Udregningerne bliver lettere hvis man indfører et passende beregningsnulpunkt.

Opgave 6.2 (Rygning og blodpropper)

På 11 forsøgspersoner har man taget blodprøver før og efter de røg en cigaret, og man har så

Tabel 6.5 Opgave 6.1: Varmemængde (i kalorier) for at smelte 1 g is med en begyndelsestemperatur på -0.72°C , bestemt ved to forskellige metoder.

Metode A	Metode B
79.98	80.02
80.04	79.94
80.02	79.98
80.04	79.97
80.03	79.97
80.03	80.03
80.04	79.95
79.97	79.97
80.05	
80.03	
80.02	
80.00	
80.02	

Tabel 6.6 Opgave 6.2: Den maksimale procentdel af blodpladerne der klumper sig sammen før henholdsvis efter en given påvirkning.

før	efter
25	27
25	29
27	37
44	56
30	46
67	82
53	57
53	80
52	61
60	59
28	43

undersøgt blodpladernes tendens til at klumpe sig sammen (sådanne klumper kan udvikle sig til regulære blodpropper). Resultaterne ses i tabel 6.6.

Undersøg om resultaterne tyder på at rygning påvirker blodpladernes tendens til at klumpe sig sammen. (Der er øjensynligt tale om et tostikprøveproblem af en slags; der kan så være tale om *parrede* eller *uparrede* observationer. Det kan være illustrativt at forsøge sig med begge slags modeller. Hvad er forskellen? Argumentér for at den ene af dem er mere rigtig end den anden.)

Opgave 6.3

Man har foretaget nogle forsøg med mus for at finde ud af om de to forskellige former for jernioner Fe^{2+} og Fe^{3+} optages med forskellig hastighed i organismen. Dette er af betydning når man skal sammensætte kosttilskud (eksempelvis vitaminpiller) til mennesker.

Som led i et større forsøg har man givet 18 mus Fe^{2+} og 18 andre mus Fe^{3+} , i begge tilfælde i 1.2 millimolar opløsninger indgivet oralt. Jernatomerne var radioaktivt mærkede således at det var muligt at måle hvor meget jern der blev optaget i musen i løbet af et fastsat stykke tid. Tabel 6.7 viser hvor stor en procentdel af den tilførte mængde jern der blev optaget af musen.

1. Ved data af denne type kan man erfaringsmæssigt ofte beskrive logaritmen til observationerne med en normalfordeling. Undersøg om det er rimeligt at gøre det i dette tilfælde.
2. Undersøg om data tyder på at Fe^{2+} og Fe^{3+} optages på samme måde (sammenlign for eksempel de to stikprøver af logaritmerede målinger).
3. Man vil planlægge et nyt forsøg af samme slags, blot med et andet antal mus. Det nye forsøg skal kunne afgøre om der er en reel forskel på 0.1 (på den logaritmiske skala) mellem Fe^{2+} - og Fe^{3+} -optagelsen. I den forbindelse kan man vælge at sige at »en reel forskel på 0.1« skal betyde at hvis tælleren i t -teststørrelsen, altså differensen mellem middeltallene,

Tabel 6.7 Opgave 6.3: Procentdel optaget jern samt titalslogaritmen til procentdel optaget jern, for 18 mus der har fået Fe^{2+} og 18 mus der har fået Fe^{3+} . – De enkelte søjler indeholder de *ordnede* observationer.

	y		$\log_{10} y$	
	Fe^{2+}	Fe^{3+}	Fe^{2+}	Fe^{3+}
	2.20	4.04	0.342	0.606
	2.93	4.16	0.467	0.619
	3.08	4.42	0.489	0.645
	3.49	4.93	0.543	0.693
	4.11	5.49	0.614	0.740
	4.95	5.77	0.695	0.761
	5.16	5.86	0.713	0.768
	5.54	6.28	0.744	0.798
	5.68	6.97	0.754	0.843
	6.25	7.06	0.796	0.849
	7.25	7.78	0.860	0.891
	7.90	9.23	0.898	0.965
	8.85	9.34	0.947	0.970
	11.96	9.91	1.078	0.996
	15.54	13.46	1.191	1.129
	15.89	18.40	1.201	1.265
	18.30	23.89	1.262	1.378
	18.59	26.39	1.269	1.421
sum	147.67	173.38	14.862	16.339
sum af kvadrater	1715.9265	2431.1648	13.662209	15.885527

er større end eller lig 0.1 (eller mindre end eller lig -0.1), så vil testsandsynligheden blive mindre end eller lig 5% (»der er signifikans på niveau 5%«).

Spørgsmålet er hvor mange mus der skal benyttes: Omsæt ovenstående præcisering af »en reel forskel på 0.1« til matematik, og få derved en ulighed der kan løses med hensyn til den ubekendte »antal mus«.

Det således planlagte forsøg skulle angiveligt kunne afgøre om der er en reel forskel på 0.1. Diskutér hvilken status man skal tillægge en sådan »afgørelse«.

7 Ensided variansanalyse

SAMMENLIGNING AF TO NORMALFORDELTE STIKPRØVER er omtalt i kapitel 6. Man kommer dog ofte ud for at skulle sammenligne mere end to stikprøver, og derfor er man nødt til også at have metoder til det såkaldte k -stikprøveproblem, dvs. den situation hvor der foreligger k grupper af normalfordelte observationer, og hvor man ønsker at vurdere om der er en signifikant forskel på disse k grupper. Den metode der benyttes for at sammenligne middelværdierne i k grupper af normalfordelte observationer, kaldes (måske lidt overraskende) for *ensidet variansanalyse*.

Eksempel 7.1 (Dækningsgrad for Fuglegræs)

På dyrkede marker er ukrudt jo pr. definition en uting, og landmanden kan overveje om han skal sprøjte mod den type ukrudt han anser for værst. Men når man fjerner én slags ukrudt, kan det være at det ikke bare er afgrøden der derved får forbedrede vækstforhold, men også de resterende ukrudtsarter! Måske er det en ligefrem fordel at have så mange forskellige ukrudtsarter som muligt, fordi de så kan holde hinanden i skak.

For at undersøge ukrudtsplanter indbyrdes konkurrence på en kornmark har Greenfort, Jensen og Jeppesen [8] udført et større forsøg der består i at på forskellige dele af en stor mark luger man på et bestemt tidspunkt forskellige ukrudtsarter bort, og derefter ser man hvorledes resten af arterne så trives. Mere præcist er marken delt op i 16 jordlodder som er inddelt i fire grupper med hver fire lodder. Gruppe 1 er en kontrolgruppe hvor intet luges bort, men i hver af grupperne 2, 3 og 4 luges en bestemt ukrudtsart bort (nemlig henholdsvis Snerle pileurt, Fuglegræs og Hvidmelet gåsefod). En gang før og tre gange efter bortlugningen registrerer man hvilke planter der er på de forskellige lodder og i hvor stor udstrækning. Den første registrering skal tjene til at fastlægge det niveau som den senere udvikling skal måles ud fra. Grupperne er fordelt på marken i et *romersk kvadrat*:

3	4	1	2
2	1	4	3
4	3	2	1
1	2	3	4

De fire lodder der udgør en gruppe, er altså placeret fire helt forskellige steder på marken; derved har man en chance for at kunne tage højde for eventuelle variationer i jordbund og mikroklima hen over marken.

Forsøget har givet et stort talmateriale som kan analyseres på mange måder. Her skal vi kun se på en enkelt detalje i forbindelse med fastlæggelsen af et udgangsniveau på grundlag af den første registrering. Vi vil studere forekomsten af Fuglegræs, *Stellaria media*, ved den første registrering, se tabel 7.1. Registreringen foregår ved hjælp af et rektangulært gitternet med 416 gitterpunkter med fem centimeters afstand; gitternettet placeres på jordlodden, hvorefter man i hvert gitterpunkt

Tabel 7.1 Dækningsgrader for Fuglegræs ved første registrering.

gruppe	dækningsgrader			
1	17	38	23	26
2	19	16	16	14
3	25	33	29	33
4	27	16	30	20

ser efter om der findes noget af en Fuglegræs-plante eller ej. Som mål for *dækningsgraden* for arten benyttes antallet af gitterpunkter hvor arten blev registreret. Dækningsgraden bliver på denne måde et helt tal mellem 0 og 416.

Da den første registrering udførtes inden der blev foretaget nogen bortlugning, kan der ikke på dette tidspunkt være tale om nogen behandlingseffekt (lugningseffekt). De forskelle der er på lodderne og på grupperne, må alene skyldes »startbetingelserne«, dvs. de lokale variationer i jordbund og klima og de forskellige antal planter af den pågældende art som der nu tilfældigvis var på de enkelte områder af marken. Da man ønsker at vurdere hvordan behandlingerne påvirker grupperne, kan det være af interesse at få en idé om hvor forskellige (eller hvor ens) grupperne egentlig er ved forsøgets start. Hvis grupperne nemlig er stort set ens, kan man bestemme et fælles startniveau hvorudfra den senere udvikling kan vurderes, men hvis der er en signifikant forskel mellem grupperne, så er man nødt til at vurdere hver gruppes udvikling ud fra dens eget startniveau. Derfor vil vi gerne sammenligne de fire grupper og vurdere om forskellen mellem grupperne er stor i forhold til den tilfældige variation inden for grupperne.

Den statistiske model: Da observationerne er fremkommet som en sum af et vist antal 01-størrelser svarende til om planten er fraværende eller til stede i det pågældende gitterpunkt, kunne man mene at det smager lidt af en binomialfordelingssituation (eller eventuelt en poissonfordelingssituation, da n er temmelig stor). Hertil kan man dog indvende at ikke alle binomialfordelingsbetingelserne er opfyldt, idet de enkelte 01-størrelser næppe er uafhængige med samme sandsynlighed for »1«, og det kan medføre en større tilfældig variation inden for de enkelte grupper end hvad binomialfordelingen kan forklare. Man kan derfor, idet man går let hen over at der er tale om diskrete observationer, forsøge sig med en normalfordelingsmodel, hvor man jo ved hjælp af variansparameteren kan modellere den tilfældige variation særskilt. Vi vil derfor benytte en statistisk model der går ud på at observationer i samme gruppe opfattes som observationer fra en og samme normalfordeling, og at de fire grupper har hver deres normalfordeling. Det statistiske problem er da at undersøge om de fire normalfordelinger kan tænkes at være ens.

Det generelle k -stikprøveproblem i normalfordelingen kan formuleres på følgende måde:

Der foreligger nogle observationer y som er ordnet i k grupper med n_i observationer i gruppe nr. i , $i = 1, 2, \dots, k$; observation nr. j fra gruppe nr. i betegnes y_{ij} . Skematisk ser det ud som i tabel 7.2. Vi går ud fra at forskellen mellem observationerne inden for en gruppe er tilfældig, hvorimod der er en systematisk forskel mellem grupperne. Vi går endvidere ud fra at y_{ij} -erne er observerede værdier af uafhængige stokastiske variable Y_{ij} . Den tilfældige variation skal beskrives ved hjælp af en normalfordeling, og det skal

Tabel 7.2 Den generelle k -stikprøveproblem

gruppe	observationer					
1	y_{11}	y_{12}	$\dots$	y_{1j}	$\dots$	y_{1n_1}
2	y_{21}	y_{22}	$\dots$	y_{2j}	$\dots$	y_{2n_2}
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$
i	y_{i1}	y_{i2}	$\dots$	y_{ij}	$\dots$	y_{in_i}
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$
k	y_{k1}	y_{k2}	$\dots$	y_{kj}	$\dots$	y_{kn_k}

derfor alt i alt være sådan at Y_{ij} er normalfordelt med middelværdi μ_i og varians σ^2 , kort

$$Y_{ij} \sim \mathcal{N}(\mu_i, \sigma^2). \quad (7.1)$$

Herved beskriver middelværdiparametrene $\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_k$ den systematiske variation, nemlig de enkelte gruppers niveauer, medens variansparameteren σ^2 (samt normalfordelingen) beskriver den tilfældige variation inden for grupperne. Den tilfældige variation antages at være den samme i alle grupperne; denne antagelse kan man undertiden teste, se afsnit 7.3.

7.1 Estimation af parametrene

Middelværdiparametrene

De ukendte middelværdiparametre $\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_k$ i grundmodellen (7.1) estimeres ved maximum likelihood metoden, altså som de værdier der maksimaliserer likelihoodfunktionen

$$\begin{aligned} L(\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_k, \sigma^2) &= \prod_{i=1}^k \prod_{j=1}^{n_i} \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{1}{2} \frac{(y_{ij} - \mu_i)^2}{\sigma^2}\right) \\ &= \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}}\right)^n \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} (y_{ij} - \mu_i)^2\right) \end{aligned} \quad (7.2)$$

hvor $n = n_1 + n_2 + \dots + n_k$ er det samlede antal observationer. Det ses at hvis σ^2 er fast, så er det at maksimalisere likelihoodfunktionen L med hensyn til $\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_k$ det samme som det at minimalisere kvadratsummen $\sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} (y_{ij} - \mu_i)^2$, og den opgave er let at løse:

Vi lader $\bar{y}_i$ betegne gennemsnittet i gruppe i , $\bar{y}_i = \frac{1}{n_i} \sum_{j=1}^{n_i} y_{ij}$. Ved at benytte formlen for

Tabel 7.3 Fuglegræseksemplet: nogle beregnede størrelser.

i	n_i	$y_{i\cdot} = \sum_{j=1}^{n_i} y_{ij}$	$\bar{y}_i$	$\sum_{j=1}^{n_i} (y_{ij} - \bar{y}_i)^2$
1	4	104	26.00	234.00
2	4	65	16.25	12.75
3	4	120	30.00	44.00
4	4	93	23.25	122.75
sum	16	382		413.50
gennemsnit			23.88	
$s_0^2 = \frac{1}{16-4} 413.50 = 34.46$				

kvadratet på en toleddet størrelse fås

$$\begin{aligned}(y_{ij} - \mu_i)^2 &= ((y_{ij} - \bar{y}_i) + (\bar{y}_i - \mu_i))^2 \\ &= (y_{ij} - \bar{y}_i)^2 + 2(y_{ij} - \bar{y}_i)(\bar{y}_i - \mu_i) + (\bar{y}_i - \mu_i)^2;\end{aligned}$$

når vi her holder i fast og summerer over j , så bliver summen af de dobbelte produkter 0 fordi $\sum_{j=1}^{n_i} (y_{ij} - \bar{y}_i)$ er lig med 0 ifølge definitionen af $\bar{y}_i$; hvis vi endelig også summerer over i , får vi

$$\sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} (y_{ij} - \mu_i)^2 = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} (y_{ij} - \bar{y}_i)^2 + \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} (\bar{y}_i - \mu_i)^2. \quad (7.3)$$

Opgaven er at minimisere venstresiden; men de μ_i -er der minimaliserer venstresiden, er de samme som dem der minimaliserer den anden kvadratsum på højresiden, og den bliver mindst mulig, nemlig 0, netop når μ_i er lig $\bar{y}_i$, $i = 1, 2, \dots, k$. Vi har dermed fundet at maksimaliseringsestimater for den i -te gruppes middelværdi er lig med gennemsnittet af observationerne i gruppen, kort $\hat{\mu}_i = \bar{y}_i$.

Variansparameteren

Maksimaliseringsestimater $\hat{\sigma}^2$ for σ^2 kan bestemmes som maksimumspunktet for funktionen $\sigma^2 \mapsto L(\bar{y}_1, \bar{y}_2, \dots, \bar{y}_k, \sigma^2)$. Man finder at

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} (y_{ij} - \bar{y}_i)^2,$$

altså residualkvadratsummen divideret med antallet af observationer. Som regel benytter man imidlertid et andet estimat over σ^2 , nemlig residualkvadratsummen divideret med

antallet af frihedsgrader $n - k$ (antal observationer minus antal estimerede parametre), dvs. man benytter variansestimateret

$$s_0^2 = \frac{1}{n - k} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} (y_{ij} - \bar{y}_i)^2.$$

Man begrundet brugen af s_0^2 frem for $\hat{\sigma}^2$ på lignende måde som i enstikprøveproblemet i normalfordelingen, se side 64.

Sammenfattende har vi altså at

- ◊ middelværdiparameteren μ_i i den i -te gruppe estimeres ved gennemsnittet $\bar{y}_i$ af observationerne i gruppen,
- ◊ gruppernes fælles varians σ^2 estimeres ved residualkvadratsummen divideret med antallet af frihedsgrader,

$$s_0^2 = \frac{1}{n - k} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} (y_{ij} - \bar{y}_i)^2 \quad (7.4)$$

med $n - k$ frihedsgrader.

I tabel 7.3 er vist de værdier man finder i Fuglegræs-eksemplet.

7.2 Hypotesen om ens grupper

I dette afsnit skal vi beskæftige os med spørgsmålet om hvordan man undersøger om de k grupper kan antages at have samme middelværdi. Opgaven er at teste hypotesen H_0 om at der ikke er nogen signifikant forskel mellem grupperne, også kaldet hypotesen om *homogenitet mellem grupper*:

$$H_0 : \mu_1 = \mu_2 = \dots = \mu_k.$$

Ofte er det ikke H_0 man er interesseret i, men dens negation: at der *er* en signifikant forskel mellem grupperne. Man har nemlig et ønske eller et håb om at kunne vise at grupperne *ikke* er ens; når det alligevel er H_0 man tester og ikke dens negation, så hænger det sammen med to generelle træk ved formulering og test af statistiske hypoteser:

1. De hypoteser man kan teste, er altid hypoteser der består i en *forsimpling* af den aktuelle grundmodel – typisk tester man om nogle parametre er ens, hvorimod grundmodellen tillader dem at være forskellige.
2. Det er informativt at forkaste en hypotese: Vi får at vide at der er en signifikant uoverensstemmelse mellem hypotese og observationer.

Derimod viser det ofte ingenting at få accepteret en hypotese: Det kan være at man simpelt hen bare har for få observationer til at kunne afsløre noget som helst.

Vi skal nu se hvordan man tester hypotesen H_0 om ens middelværdier. Man kan gå frem efter den sædvanlige opskrift, dvs. opstille en kvotientteststørrelse der sammenligner likelihoodfunktionens maksimale værdier under H_0 og under grundmodellen. Vi ved fra forrige afsnit at i grundmodellen maksimiseres likelihoodfunktionen af værdierne $\bar{y}_1, \bar{y}_2, \dots, \bar{y}_k$ og $\widehat{\sigma}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} (y_{ij} - \bar{y}_i)^2$. Dernæst skal vi finde de værdier der maksimiserer likelihoodfunktionen under H_0 . Når H_0 er rigtig, er der tale om et enstikprøveproblem, og fra kapitel 5 ved vi at

- ◊ den fælles middelværdi μ estimeres ved det totale gennemsnit

$$\bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} y_{ij},$$

- ◊ maksimaliseringsestimater over den fælles varians σ^2 er kvadratafgivelsessummen omkring $\bar{y}$ divideret med n , dvs.

$$\widehat{\sigma}^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} (y_{ij} - \bar{y})^2,$$

- ◊ det variansskøn man som regel bruger, er

$$s_{01}^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} (y_{ij} - \bar{y})^2$$

med $n-1$ frihedsgrader.

Kvotientteststørrelsen for H_0 er

$$Q = \frac{L(\bar{y}, \bar{y}, \dots, \bar{y}, \widehat{\sigma}^2)}{L(\bar{y}_1, \bar{y}_2, \dots, \bar{y}_k, \widehat{\sigma}^2)},$$

hvor L er defineret i formel (7.2) side 91. Når man indsætter udtrykkene for estimaterne i Q , så bliver det udtryk som exp skal anvendes på, ganske enkelt $-n/2$ både i tæller og nævner, så udtrykket for Q kan reduceres til

$$Q = \left(\frac{\widehat{\sigma}^2}{\widehat{\sigma}^2} \right)^{-n/2} = \left(\frac{\sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} (y_{ij} - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} (y_{ij} - \bar{y}_i)^2} \right)^{-n/2}.$$

For at kunne omforme Q yderligere skal vi bruge følgende omskrivning der fås af formel (7.3) på side 92 hvis man erstatter μ_i med $\bar{y}$:

$$\sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} (y_{ij} - \bar{y})^2 = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} (y_{ij} - \bar{y}_i)^2 + \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} (\bar{y}_i - \bar{y})^2, \quad (7.5)$$

dvs. den totale kvadratsum der beskriver y_{ij} -ernes variation om det totale gennemsnit $\bar{y}$, spaltes op i en sum af et bidrag der beskriver »variationen inden for grupperne« og et bidrag der beskriver »variationen mellem grupperne«. Parallelt med opspaltningen af kvadratsummen har vi opspaltningen

$$n-1 = (n-k) + (k-1)$$

af frihedsgraderne, og ved at dividere kvadratsummerne med de tilsvarende antal frihedsgrader får vi variansestimater der beskriver forskellige variationer:

- ◊ *Variationen omkring totalgennemsnittet*, dvs. enkeltobservationernes variation omkring totalgennemsnittet, beskrives af

$$s_{01}^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} (y_{ij} - \bar{y})^2$$

som er variansestimatet under H_0 .

- ◊ *Variationen inden for grupper*, dvs. enkeltobservationernes variation omkring deres respektive gruppegennemsnit, beskrives af

$$s_0^2 = \frac{1}{n-k} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} (y_{ij} - \bar{y}_i)^2$$

som er variansestimatet i grundmodellen (formel (7.4) på side 93).

- ◊ *Variationen mellem grupper*, dvs. gruppegennemsnitenes variation omkring det totale gennemsnit, beskrives af

$$s_1^2 = \frac{1}{k-1} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} (\bar{y}_i - \bar{y})^2 = \frac{1}{k-1} \sum_{i=1}^k n_i (\bar{y}_i - \bar{y})^2.$$

Men vi skal videre med omskrivningen af udtrykket for Q . Ved hjælp af formel (7.5) kan vi omskrive Q til

$$Q = \left(1 + \frac{\sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} (\bar{y}_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} (y_{ij} - \bar{y}_i)^2} \right)^{-n/2} = \left(1 + \frac{(k-1)s_1^2}{(n-k)s_0^2} \right)^{-n/2},$$

Tabel 7.4 Fuglegræs-eksemplet: Variansanalysekema.

f står for antal frihedsgrader, SS for Sum af kvadratiske afvigelse, $s^2 = SS/f$.

variation	f	SS	s^2	test
inden for grupper	12	413.50	34.46	
mellem grupper	3	402.25	134.08	134.08/34.46=3.9
total	15	815.75	54.38	

hvoraf det fremgår at Q er en monotont aftagende funktion af størrelsen

$$F = \frac{s_1^2}{s_0^2},$$

således at store værdier af F svarer til små værdier af Q og dermed er tegn på at H_0 bør forkastes. I praksis benytter man altid F som teststørrelse for H_0 . Man kan forstå F som *forholdet mellem variationen mellem grupper og variationen inden for grupper*.

Man forkaster hypotesen om homogenitet mellem grupper når variationen mellem grupper er væsentligt større end variationen inden for grupper. Man kan bevise at F -teststørrelsen følger den såkaldte F -fordeling med frihedsgrader $(k-1, n-k)$ når hypotesen H_0 er rigtig. Derfor kan testsandsynligheden $\varepsilon = P(F > F_{\text{obs}})$ bestemmes som

$$\varepsilon = P(F_{k-1, n-k} > F_{\text{obs}})$$

hvor $F_{k-1, n-k}$ betegner en F -fordelt stokastisk variabel med $(k-1, n-k)$ frihedsgrader; dermed kan ε let findes ved hjælp af et statistikprogram på computeren eller en tabel over fraktiler i F -fordelingen.

Vi har hermed løst den opgave der gik ud på at sammenligne k grupper af normalfordelte observationer. Man kan sige at F -teststørrelsen sammenligner to variansestimater, og derfor kaldes analysemetoden for en *variensanalyse*; da observationerne er inddelt efter ét kriterium (nemlig hvilken gruppe de tilhører), kaldes analysen for *ensidet variansanalyse*. Det er kutyme at give en oversigt over variansanalysen i et såkaldt *variensanalysekema*. Tabel 7.4 er et variensanalysekema for Fuglegræs-eksemplet.

Eksempel 7.2 (Fuglegræs, konklusion)

Af variensanalysekemaet (tabel 7.4) fremgår at F -teststørrelsen for hypotesen om ens grupper bliver 3.9, og denne værdi skal sammenholdes med fraktilerne i F -fordelingen med frihedsgrader 3 og 12; i denne fordeling er 95%-fraktilen 3.49 og 97.5%-fraktilen 4.47, så testsandsynligheden er knap 4%. På den baggrund vil man sædvanligvis være stemt for at *forkaste* hypotesen om ens middelværdier i grupperne. Man må altså konstatere at de fire grupper synes at være forskellige allerede inden man begynder at give dem hver deres behandling. Det kan virke overraskende, men det må hænge sammen med at der på forhånd er betydelige forskelle på de enkelte dele af marken. Når man sidenhen skal undersøge hvordan behandlingerne virker, er man nødt til at tage hensyn til denne forskellighed.

7.3 Bartlett's test for varianshomogenitet

I de her behandlede normalfordelingsmodeller hvor man beskæftiger sig med hypoteser om middelværdiparametrene, er det en grundantagelse at der er tale om *varienshomogenitet*, dvs. at de forskellige grupper har samme varians. I dette afsnit omtaler vi et test for varienshomogenitet.

Den generelle situation er stadig den der blev præsenteret på side 90, men vi ønsker nu at teste antagelsen om at de k grupper har samme variansparameter σ^2 . Den måde man kan gribe et sådant problem an på, er at man indlejrer den statistiske model i en større model, og så tester man på helt sædvanlig vis om man kan reducere den større model til den oprindelige model. I det aktuelle tilfælde indlejrer vi den oprindelige model (7.1) fra side 91 i en større model der tillader grupperne at have hver deres egen variansparameter, nemlig modellen

$$Y_{ij} \sim \mathcal{N}(\mu_i, \sigma_i^2).$$

Dernæst tester vi (7.1) som en hypotese i forhold til den nye grundmodel.

Den hypotese der skal testes, handler kun om en del af modellens parametre, og for så at sige at slippe af med middelværdiparametrene, der jo ikke har noget med hypotesen at gøre, kan man teste hypotesen i den betingede fordeling givet de estimerede middelværdiparametre. (Dette hænger sammen med at man måske også bør estimere variansparametrene i denne betingede fordeling, se side 64.) Hvis man omskriver kvotientteststørrelsen i den nævnte betingede fordeling, når man frem til at man kan benytte følgende teststørrelse, *Bartlett's teststørrelse*, for hypotesen om varienshomogenitet:

$$B = - \sum_{i=1}^k f_i \ln \frac{s_i^2}{s_0^2}; \quad (7.6)$$

her betegner s_i^2 estimatet over variansen σ_i^2 i den i -te gruppe, og f_i er antallet af frihedsgrader for s_i^2 , dvs. for hvert i er

$$s_i^2 = \frac{1}{f_i} \sum_{j=1}^{n_i} (y_{ij} - \bar{y}_i)^2, \quad f_i = n_i - 1,$$

og s_0^2 er det sædvanlige estimat over den fælles varians σ^2 (formel (7.4) på side 93). Bemærk i øvrigt at s_0^2 er et vægtet gennemsnit af s_i^2 -erne med frihedsgraderne som vægte,

$$s_0^2 = \frac{1}{f} \sum_{i=1}^k f_i s_i^2, \quad \text{hvor } f = f_1 + f_2 + \dots + f_k \text{ er antallet af frihedsgrader for } s_0^2.$$

Teststørrelsen B , som i virkeligheden er en $-2 \ln Q$ -størrelse, er altid et positivt tal, og store værdier af B er signifikante, dvs. tyder på at hypotesen om varienshomogenitet er forkert. Hvis hypotesen er rigtig, er B approksimativt χ^2 -fordelt med $k-1$ frihedsgrader, således at det er let at bestemme den omtrentlige testsandsynlighed som $P(\chi_{k-1}^2 \geq B_{\text{obs}})$,

Tabel 7.5 Fuglegræseksemplet: nogle beregnede størrelser.

n står for antal observationer y , S for Sum af y -er, $\bar{y}$ for gennemsnit af y -er, f for antal frihedsgrader, SS for Sum af kvadratiske afvigelser ('Sum of Squared deviations'), og s^2 for variansestimater (SS/f).

gruppe	n	S	$\bar{y}$	f	SS	s^2
1	4	104	26.00	3	234.00	78.00
2	4	65	16.25	3	12.75	4.25
3	4	120	30.00	3	44.00	14.67
4	4	93	23.25	3	122.75	40.92
sum	16	382		12	413.50	
gennemsnit			23.88			34.46

hvor χ^2_{k-1} betegner en χ^2 -fordelt stokastisk variabel med $k-1$ frihedsgrader; testsandsynligheden kan derfor let findes ved hjælp af et statistikprogram på computeren eller en tabel over fraktiler i χ^2 -fordelingen. χ^2 -approximationen er god når alle f_i -erne er store; som tommelfingerregel siger man at de alle skal være mindst 5.

Hvis der kun er to grupper (dvs. $k = 2$), kan man alternativt teste hypotesen om varianshomogenitet med et test baseret på forholdet mellem de to variansestimater; dette er omtalt i forbindelse med tostikprøveproblemet i normalfordelingen, se side 80. (Dette tostikprøvetest er ikke baseret på nogen χ^2 -approximationer, så det har ingen restriktioner på antallet af frihedsgrader.)

Eksempel 7.3 (Fuglegræs: test for varianshomogenitet)

Som illustration udregnes Bartletts teststørrelse i Fuglegræs-eksemplet. Vi udvider det tidligere regneskema i tabel 7.3 og får tabel 7.5. Derefter kan vi udregne B_{obs} :

$$B_{\text{obs}} = -\left(3 \ln \frac{78.00}{34.46} + 3 \ln \frac{4.25}{34.46} + 3 \ln \frac{14.67}{34.46} + 3 \ln \frac{40.92}{34.46}\right) = 5.87.$$

Betingelsen om at alle f_i -erne skal være mindst fem, er ikke opfyldt (idet de alle er tre), så det er begrænset hvor χ^2 -fordelt B kan forventes at være; men hvis vi ser lidt stort på det, skulle B altså være ca. χ^2 -fordelt med $4-1=3$ frihedsgrader når hypotesen om varianshomogenitet er rigtig. I χ^2_3 -fordelingen er 80%-fraktilen 4.64 og 90%-fraktilen 6.25, således at under forudsætning af at hypotesen er rigtig, er der i størrelsesordenen 10% sandsynlighed for at få en værre B -værdi end den opnåede; på dette grundlag kan vi ikke forkaste hypotesen om varianshomogenitet.

7.4 Regn og tegn

Her vises hvordan man kan udføre ensided variansanalyse og Bartletts test med R.

Fuglegræseksemplet

Data findes i en fil hvis første linjer ser sådan ud (dg-søjlen indeholder dækningsgraderne og gr-søjlen gruppenumre):

```
gr dg
1 17
1 38
1 23
1 26
2 19
```

Her følger en redigeret og kommenteret udskrift af en R-session hvor man foretager ensided variansanalyse og Bartletts test for varianshomogenitet; brugeren har skrevet de linjer der begynder med tegnet `>` og programmet har produceret de øvrige.

Først indlæses data fra filen; første linje er en »header« som indeholder navne på søjlerne. Funktionen `factor` omdanner `gr` til en såkaldt faktor, dvs. dens værdier skal opfattes som gruppenavne, ikke som tal.

```
> fuglegrs <- read.table("fuglegrs.dat", header = TRUE, nrow = 20)
> fuglegrs$gr <- factor(fuglegrs$gr)
```

Funktionen `bartlett.test` udregner Bartletts teststørrelse B (K -squared) og den tilhørende testsandsynlighed ε (p -value). Venstresiden af modelformlen `dg ~ gr` er søjlen med observationerne, højresiden af modelformlen fortæller at observationerne skal indeles i grupper efter `gr`.

```
> bartlett.test(dg ~ gr, data = fuglegrs)

Bartlett test for homogeneity of variances

data:  dg by gr
Bartlett's K-squared = 5.1583, df = 3, p-value = 0.1606
```

Funktionen `aov` udfører variansanalyse (analysis of variance) jf. afsnit 7.2. Modelformlen `dg ~ gr` har samme funktion som ved `bartlett.test`.

```
> summary(aov(dg ~ gr, data = fuglegrs))
          Df Sum Sq Mean Sq F value    Pr(>F)    
gr          3  402.25   134.08   3.8912 0.03736 *  
Residuals  12  413.50    34.46                      
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

Udskriften herfra giver de fleste af værdierne til variansanalyseskemaet tabel 7.4, blandt andet ses det at F -teststørrelsen er 3.8912 med tilhørende testsandsynlighed 0.03736, jf. eksempel 7.2. Den estimerede varians inden for grupper, altså variansskønnet i modellen med forskellige middelværdier, findes i søjlen med overskrift `Mean Sq` og rækken `Residuals`; antallet af frihedsgrader findes i søjlen `Df` (degrees of freedom).

Gruppegennemsnittene kan beregnes af funktionen `lm` (der fitter en lineær model); leddet `-1` i modelformlen angiver at der ikke skal medtages et separat konstantled.

```
> summary(lm(dg ~ gr - 1, data = fuglegrs))

Call:
lm(formula = dg ~ gr - 1, data = fuglegrs)

Coefficients:
      Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
gr1    26.000      2.935   8.858 1.30e-06 ***
gr2    16.250      2.935   5.537 0.000129 ***
gr3    30.000      2.935  10.221 2.83e-07 ***
gr4    23.250      2.935   7.921 4.16e-06 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

Man finder de fire middelværdiestimater i søjlen `Estimate`; søjlen ved siden af har overskriften `Std. Error` og indeholder middelfejlene ('standard errors') på estimaterne.

Hvis hypotesen om ens middelværdier var blevet accepteret, ville man have brug for totalgennemsnittet (det fælles middelværdiestimat) og variationen omkring totalgennemsnittet (det nye variansskøn); her kan man igen benytte `lm`, denne gang med en anden modelformel: `summary(lm(dg ~ 1, data = fuglegrs))`

Data til opgave 7.1

Talmaterialet indlæses med `data(PlantGrowth)` hvorved der oprettes en 'data.frame' `PlantGrowth` indeholdende de to variable `weight` og `group`.

7.5 Opgaver

Opgave 7.1 (Sammenligning af gødskningsmetoder)

I et dyrkningsforsøg vil man undersøge hvordan et gødskningsmetoder virker. Man har dyrket 10 planter med den ene metode, 10 med den anden, og 10 planter som en kontrolgruppe under »sædvanlige« omstændigheder. Efter en bestemt vækstperiode er planterne høstet, og man har målt tørstofindhold i hver af dem. De opnåede resultater fremgår af tabel 7.6.

Analysér talmaterialet. (Opstil en passende statistisk model, estimér parametrene, test relevante hypoteser; kan man foretage modelkontrol?)

Tabel 7.6 Opgave 7.1: Tørstofindhold (i g) i planter under forskellige dyrkningsbetingelser.

	kontrol	metode A	metode B
	4.17	4.81	6.31
	5.58	4.17	5.12
	5.18	4.41	5.54
	6.11	3.59	5.50
	4.50	5.87	5.37
	4.61	3.83	5.29
	5.17	6.03	4.92
	4.53	4.89	6.15
	5.33	4.32	5.80
	5.14	4.69	5.26

Tabel 7.7 Opgave 7.2: Gennemsnitlig vægt (i pund) af de fuldvoksne fugle i hver af de i alt 24 eksperimentelle enheder, samt nogle hjælpestørrelser til beregningerne.

kontrol	lav dosis	høj dosis	gruppe	antal	sum	sum af kvadrater
3.93	3.99	3.96	kontrol	8	30.93	119.6267
3.78	3.96	3.94	lav dosis	8	32.04	128.3446
3.88	3.96	4.02	høj dosis	8	32.30	130.4642
3.93	4.03	4.06	sum	24	95.27	378.4355
3.84	4.10	3.94				
3.75	4.02	4.09				
3.98	4.06	4.17				
3.84	3.92	4.12				

Opgave 7.2 (Kyllingers vækst)

Man har foretaget en forsøgsrække med kyllinger for at bedømme virkningen af et formodet vækstoffremmende hormon. Forsøget kan tænkes opbygget på følgende måde:

- ◊ Den *eksperimentelle enhed* består af et antal kyllinger der lever i samme hønsehus og får samme kost; måleresultatet er den gennemsnitlige vægt af de fuldvoksne fugle.
- ◊ De eksperimentelle enheder er inddelt i tre grupper:
 - én gruppe får normal kost (kontrolgruppen),
 - én gruppe får normal kost plus hormonet i lav dosis,
 - én gruppe får normal kost plus hormonet i høj dosis.

Hver gruppe indeholder otte eksperimentelle enheder.

Resultatet af forsøget ses i tabel 7.7.

Undersøg ved hjælp af ensidet variansanalyse om man kan sige at det tilsatte hormon faktisk virker vækstoffremmende. Undersøgelsen bør suppleres med forskellige former for modelkontrol. Man kan således kontrollere antagelsen om varianshomogenitet ved hjælp af Bartlett's test. Hvilke muligheder er der for grafiske tests af normalfordelingsantagelsen?

Tabel 7.8 Opgave 7.3: Etnocentrisme-tal for fire grupper af børn.

1. sorte børn i blandede skoler:	15 12 14 15 22 21 18 18 23 22 14 22 15 7 17 12 18 17 19 18 14 19 13 21 21 12 16 14 22 16 17 20 18 22 20 23 20 14 20 17 13 17 14 16 15 15 12 17 13 24
2. hvide børn i blandede skoler:	12 12 13 11 16 12 19 12 5 8 20 7 12 24 13 18 14 18 8 16 9 19 9 1 9 11 9 17 16 16 12 7 9 24 13 15 20 14 17 8 15 16 6 5 14 7 12 22 14 11
3. sorte børn i adskilte skoler:	11 11 13 13 9 21 21 9 13 13 11 10 12 18 19 18 12 18 17 19 21 22 22 17 12 13 21 14 20 19 15 19 12 12 16 14 16 11 15 12 9 15 11 11 10 10 14 12 11 13
4. hvide børn i adskilte skoler:	23 17 14 18 16 18 15 21 22 20 10 18 16 13 10 19 10 15 22 15 12 11 9 14 21 10 15 14 7 14 21 10 14 10 24 24 12 9 14 13 14 16 12 14 22 21 15 9 9 9

Opgave 7.3 (Etnocentrisme)

En forsker ved Columbia University ville undersøge om det amerikanske skolesystems integration af børn af forskellig race gav sig udslag i at børnene fik forskellige holdninger til deres egen og til andre racer. Han udsatte derfor fire grupper af børn for en *etnocentrisme-test* der måler i hvilken grad det enkelte barn foretrækker at omgås og respekterer børn af samme etniske gruppe som det selv frem for børn af andre etniske grupper; et barn får altså et højt etnocentrisme-tal hvis det i høj grad foretrækker kammerater af sin egen race [11].

De fire grupper af børn er 1) sorte børn i blandede skoler, 2) hvide børn i blandede skoler, 3) sorte børn i adskilte skoler, og 4) hvide børn i adskilte skoler. Der er undersøgt 50 børn fra hver gruppe. Resultaterne fremgår af tabel 7.8 (fra [19]).

Analysér talmaterialet. – Bemærk at datamaterialets størrelse gør det muligt også at vurdere rimeligheden af en antagelse om at observationerne i de enkelte grupper er uafhængige normalfordelte observationer.

Hjælpestørrelser til beregningerne:

	sum	sum af kvadrater
sorte børn i blandede skoler	854	15254
hvide børn i blandede skoler	647	9607
sorte børn i adskilte skoler	727	11313
hvide børn i adskilte skoler	751	12325

8 Simpel lineær regressionsanalyse

REGRESSIONSANALYSE HANDLER OM at undersøge hvordan en målt størrelse afhænger af en eller flere såkaldte baggrundsvARIABLE.

Antag at der foreligger et statistisk datamateriale som er fremkommet ved at man på hvert af et antal »individer«, eksempelvis forsøgspersoner, forsøgsdyr eller enkeltlaboratorieforsøg, har målt værdien af et antal størrelser, »variable«. En af disse størrelser indtager en særstilling, idet man nemlig gerne vil »beskrive« eller »forklare« denne størrelse ved hjælp af de øvrige. Tit kalder man den variabel der skal beskrives, for y , og de variable ved hjælp af hvilke man vil beskrive, for $x_1, x_2, \dots, x_p$. Andre betegnelser fremgår af følgende oversigt:

$x_1, x_2, \dots, x_p$	y
baggrundsvARIABLE	modelleret variabel
uafhængige variable	afhængig variabel
forklarende variable	forklaret variabel
	responsvariabel

Her skitseres et par eksempler:

1. Lægen observerer den tid y som patienten overlever efter at være blevet behandlet for sygdommen, men lægen har også registreret en mængde baggrundsuplysninger om patienten, så som køn, alder, vægt, detaljer om sygdommen osv. Nogle af baggrundsuplysningerne kan måske indeholde information om hvor længe patienten kan forventes at overleve.
2. I en række nogenlunde ens i-lande har man fundet tal for lungekræftforekomst, cigaretforbrug og forbrug af fossilt brændstof, alt sammen pr. indbygger. Man kan da udnævne lungekræftforekomst til y -variabel og søge at »forklare« den ved hjælp af de to andre variable, der så får rollen som forklarende variable.
3. Man ønsker at undersøge et bestemt stofs giftighed. Derfor giver man det i forskellige koncentrationer til nogle grupper af forsøgsdyr og ser hvor mange af dyrene der dør. Her er koncentrationen x en uafhængig variabel hvis værdi eksperimentator bestemmer, og antallet y af døde er den afhængige variabel.

En statistisk model i den slags situationer skal blandt andet

- ◊ udtrykke middelværdien af y -variablen som en simpel og »pæn« funktion af de forklarende variable, og
- ◊ angive en sandsynlighedsfordeling der skal beskrive y -ernes tilfældige variation.

I dette og næste kapitel beskæftiger vi os med modeller hvor den tilfældige variation beskrives af en normalfordeling, og hvor middelværdien kan skrives som en linearkombination af et antal ukendte parametre med de forklarende variable som koefficienter. Den slags modeller kan generelt formuleres på følgende måde:

For hvert individ i ($= 1, 2, \dots, n$) foreligger der dels en værdi af en størrelse y , dels værdier af p baggrundsvariable $x_1, x_2, \dots, x_p$. For hvert i har man dermed $p + 1$ tal $y_i, x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ip}$, hvor y_i betegner den værdi af y der er målt på det i -te individ, og x_{ij} betegner værdien af den j -te baggrundsvariabel hos individ nr. i . Modellen siger da at tallene $y_1, y_2, \dots, y_n$ opfattes som observerede værdier af uafhængige normalfordelte stokastiske variable $Y_1, Y_2, \dots, Y_n$ hvor

$$Y_i \sim \mathcal{N}(\beta_0 + \sum_{j=1}^p x_{ij}\beta_j, \sigma^2) \\ = \mathcal{N}(\beta_0 + x_{i1}\beta_1 + x_{i2}\beta_2 + \dots + x_{ip}\beta_p, \sigma^2).$$

Her er koefficienterne $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$ ukendte parametre der fastlægger hvordan de enkelte forklarende variable påvirker middelværdien, og variansparameteren σ^2 beskriver den tilfældige variation omkring middelværdien.

Den generelle model omtales nærmere i kapitel 9; forinden skal vi fra afsnit 8.1 og kapitel 8 ud undersøge det vigtige specialtilfælde simpel lineær regressionsanalyse.

Under alle omstændigheder er der tale om *lineær* regressionsanalyse, hvilket betyder at baggrundsvariablene indgår lineært i udtrykket for middelværdien. Det lægger selvfølgelig en vis begrænsning på, hvor generelle man kan lave denne type modeller, men på den anden side kan man vælge sine baggrundsvariable som man har lyst til/brug for, specielt kan man danne nye baggrundsvariable ud fra gamle. Hvis man f.eks. har én »naturligt givet« baggrundsvariabel t som er en nærmere fastlagt tidsstørrelse, kan man evt. indføre en ny baggrundsvariabel t^2 således at man alt i alt får den lineære regressionsmodel $E Y_i = \beta_0 + \beta_1 t + \beta_2 t^2$.

Regressionsanalyse går kort fortalt ud på at udvikle en statistisk model hvormed man kan beskrive en y -variabel ved hjælp af en kendt simpel funktion af nogle baggrundsvariable og nogle parametre. Parametrene er de samme for alle observationssæt, hvorimod baggrundsvariablene typisk ikke er det. Parametrenes værdier bestemmes ud fra data således at man får det bedste *fit*.

Man må naturligvis ikke forvente at den statistiske model leverer en perfekt beskrivelse, et perfekt fit, dels fordi den model man måtte finde frem til, næppe er fuldstændig

rigtig, dels fordi en af pointerne med statistiske modeller netop er at de kun beskriver hovedtrækkene i datamaterialet og ser stort på de finere detaljer. Der vil derfor være en vis forskel mellem den observerede værdi y og den *fittede* værdi $\hat{y}$, dvs. den værdi som man ifølge regressionsmodellen skulle få med de givne værdier af baggrundsvariablene. Denne forskel kaldes *residual* og betegnes ofte e . Vi har altså opspaltningen

$$y = \hat{y} + e \\ \text{observeret værdi} = \text{fitted værdi} + \text{residual}.$$

Residualerne er det som modellen ikke beskriver, og derfor anser man (eller rettere modellen) dem for tilfældige, $\therefore$ tilfældige tal fra en vis sandsynlighedsfordeling.

To væsentlige forudsætninger for at kunne benytte regressionsanalyse er

1. Det er ikke x -erne, men kun y -erne og residualerne, der er behæftede med tilfældig variation (»usikkerhed«).
2. De enkelte målinger er *stokastisk uafhængige* af hinanden, hvilket vil sige at de tilfældigheder der indvirker på én bestemt y -værdi (efter at man har taget højde for baggrundsvariablene) ikke har nogen sammenhæng med de tilfældigheder der spiller ind på de øvrige y -værdier.

De simpleste eksempler på regressionsanalyse er dem hvor der kun er én enkelt baggrundsvariabel, som vi så kan betegne x . Opgaven bliver da at beskrive y -værdierne ved hjælp af en kendt simpel funktion af x . Det simpleste ikke-trivielle bud på en sådan funktion må vel være en funktion af typen $x \mapsto \beta_0 + x\beta_1$ hvor β_0 og β_1 er to parametre, dvs. man formoder at y afhænger lineært af x . Derved får man den såkaldte simple lineære regressionsmodel.

I det følgende beskæftiger vi os med forskellige væsentlige aspekter af regressionsmodeller og regressionsanalyse: Hvordan vælger man værdierne af β -erne så man får det bedste fit? Hvordan afgør man om en bestemt model er god *nok*? Hvis man har flere forskellige baggrundsvariable til sin rådighed, hvordan afgør man så hvilke af dem der skal med i modellen og hvilke ikke?

8.1 Præsentation af modellen

Resten af dette kapitel handler om den situation hvor der foreligger en række talpar $(x_1, y_1), (x_2, y_2), (x_3, y_3), \dots, (x_n, y_n)$, og hvor man søger en statistisk model for y -erne; x -erne skal indgå i modellen på den måde at middelværdien af Y kan skrives som $\alpha + \beta x$ for passende valg af parametrene α og β . Vi vil bruge følgende statistiske model:

- ◊ tallene $y_1, y_2, \dots, y_n$ er observerede værdier af stokastiske variable $Y_1, Y_2, \dots, Y_n$;

- ◊ de stokastiske variable $Y_1, Y_2, \dots, Y_n$ er uafhængige og normalfordelte med samme varians σ^2 ;
- ◊ tallene $x_1, x_2, \dots, x_n$ betragtes som faste tal – de er altså *ikke* (i denne model) observerede værdier af stokastiske variable;
- ◊ middelværdien af den i -te måling kan skrives som $\alpha + \beta x_i$, dvs. som en linearkombination af to ukendte parametre α og β og med koefficienterne 1 og x_i :

$$E Y_i = \alpha + \beta x_i, \quad i = 1, 2, \dots, n.$$

Modellen skrives kort som

$$Y_i \sim \mathcal{N}(\alpha + \beta x_i, \sigma^2). \quad (8.1)$$

Modellen beskriver y -ernes systematiske variation ved hjælp af parametrene α og β og de kendte konstanter $x_1, x_2, \dots, x_n$, og den beskriver den tilfældige variation ved hjælp af normalfordelingen og den ukendte variansparameter σ^2 . Modellen kaldes en *simpel lineær regressionsanalyse*-model, og β kaldes *regressionskoefficienten*.

De to størrelser x og y indgår på helt forskellig måde i modellen, og det er derfor ikke ligegyldigt hvad man lader være x og hvad y . I nogle tilfælde er det ganske klart hvad der er »observation«, og hvad der er »baggrundsvariabel«, men i andre tilfælde er det i høj grad et valg man træffer. Her kommer to eksempler der illustrerer de to muligheder.

Eksempel 8.1 (Fædre og sønner)

I slutningen af 1800-tallet opstod i England faget *biometri*, et fag i grænseområdet mellem (hvad vi i vore dage forstår ved) statistik og biologi. De emner biometrikerne tog op, var i høj grad emner med forbindelse til den nye og kontroversielle arvelighedslære, idet de håbede at kunne finde bekræftelser på og numeriske beskrivelser af evolutionsteorien. Desuden var nogle af biometrikerne meget optaget af den almindelige debat om de store sociale problemer i samfundet, og de måtte derfor gøre sig overvejelser over hvad arvelighedslæren kunne fortælle om samfundets udvikling.

Biometrikeren F. Galton (1822-1911) spekulerede over det tilsyneladende almindelige forfald: hvordan kunne det være at fremragende fædre ikke fik tilsvarende fremragende sønner (– eller var det bare noget man syntes?). Nu er det vanskeligt at finde et mål for »fremragende-hed«, så Galton gav sig til at undersøge højde i stedet. Han foranstaltede en større indsamling af data om medlemmer af britiske familier og registrerede blandt andet øjenfarve, gemyt, kunstneriske evner, sygdomme, valg af ægtefælle, frugtbarhed, og altså højde.

Galton foretog det vi nutildags kalder en regressionsanalyse, og han fandt at høje fædre gennemsnitligt fik sønner der ikke var så høje som de selv, men dog lå over gennemsnittet i befolkningen. Omvendt fik små fædre gennemsnitligt sønner der var højere end dem selv, men dog lå under gennemsnittet i befolkningen. Denne tilsyneladende nærmere sig det gennemsnitlige så Galton som en tilbagegang og kaldte det derfor en *regression*.

I tabel 8.1 er gengivet et talmateriale som to andre biometrikere indsamlede, idet de for 1078 par af far og søn registrerede faderens højde og sønnens højde. Tabellen skal læses på den måde at der f.eks. var syv tilfælde ud af de 1078 hvor faderen var 67 inches og sønnen 65 inches. Der er tale om en situation med $n = 1078$ talpar (x, y) , men det er ikke uden videre klart at den ene

Tabel 8.1 Fædre og sønner: Fordelingen af 1078 par af far og søn efter faderens højde og sønnens højde. Højderne er angivet i inches.

	Faderens højde																
	59	60	61	62	63	64	65	66	67	68	69	70	71	72	73	74	75
60	-	-	-	-	1	-	1	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
61	-	-	-	-	1	-	-	-	1	-	-	-	-	-	-	-	-
62	-	1	-	-	-	1	-	-	1	-	-	-	-	-	-	-	-
S 63	-	-	-	2	2	2	4	5	3	1	-	-	1	-	-	-	-
ø 64	1	-	2	4	3	4	8	9	3	1	2	1	1	-	-	-	-
n 65	2	1	-	2	3	10	13	11	7	6	4	2	-	-	-	-	-
n 66	-	-	1	2	5	9	10	17	18	16	5	2	3	1	-	-	-
e 67	-	2	2	5	3	14	20	26	26	19	13	14	3	-	1	-	-
n 68	-	-	2	2	8	10	10	24	31	24	30	13	8	10	2	-	-
s 69	-	-	1	-	5	5	13	18	16	24	29	22	10	4	2	-	1
70	-	-	-	-	1	3	6	19	12	20	22	19	14	6	3	2	1
h 71	-	-	-	-	-	3	5	9	10	19	15	21	11	8	5	1	1
ø 72	-	-	-	-	-	-	3	1	7	8	11	11	10	9	3	-	-
j 73	-	-	-	-	-	-	1	1	2	8	6	6	8	6	3	-	1
d 74	-	-	-	-	1	-	2	2	-	5	2	3	6	3	3	-	2
e 75	-	-	-	-	-	-	-	-	-	1	2	-	2	1	2	1	-
76	-	-	-	-	-	-	-	-	-	1	-	-	1	1	1	-	-
77	-	-	-	-	-	-	-	-	-	1	-	1	-	-	2	-	-
78	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	1	1	-	-	1	-	-

af de to højder er en »baggrundsvariabel« og den anden en »observation«, faktisk må man vel sige at de er »observationer« begge to. Men man kan *vælge* at opfatte f.eks. faderens højde som »baggrundsvariabel« og sønnens højde som »observation« og så foretage en såkaldt »regression af sønnens højde på faderens højde«; det kan man gøre hvis man er interesseret i at undersøge hvordan man kan forudsige, *prædikere*, sønnens højde ud fra faderens.

Eksempel 8.2 (Kvælning af hunde)

Man ved at *hypoxi* (nedsat ilttilførsel til hjernen) kan bevirke at der dannes forskellige skadelige stoffer i hjernen, og det kan i værste fald medføre alvorlige hjerneskader. (Hypoxi kan blandt andet forekomme ved fødsler.) Man er derfor interesseret i at udvikle en simpel metode til at afgøre om der har været hypoxi, og i givet fald hvor længe. Man har udført en række forsøg for at undersøge om koncentrationen af *hypoxantin* i cerebrospinalvæsken kan benyttes som hypoxiindikator.

Syv hunde blev under bedøvelse udsat for iltmangel ved sammenpresning af lufttrøret, og hypoxantinkoncentrationen målt efter 0, 6, 12 og 18 minutters forløb. Det var af forskellige grunde ikke muligt at foretage målinger på alle syv hunde til alle fire tidspunkter, og det kan heller ikke afgøres hvordan målinger og hunde hører sammen. Resultaterne af forsøget er vist i tabel 8.2.

Man kan anskue situationen på den måde at der foreligger $n = 25$ par sammenhørende værdier af koncentration og varighed. Varighederne er kendte størrelser – de indgår i forsøgsplanen – hvorimod koncentrationerne kan betragtes som observerede værdier af stokastiske variable:

Tabel 8.2 Kvælning af hunde: Målinger af hypoxantinkoncentration til de fire forskellige tidspunkter. I hver gruppe er observationerne ordnet efter størrelse.

varighed (min)	koncentration ($\mu\text{mol/l}$)						
0	0.0	0.0	1.2	1.8	2.1	2.1	3.0
6	3.0	4.9	5.1	5.1	7.0	7.9	
12	4.9	6.0	6.5	8.0	12.0		
18	9.5	10.1	12.0	12.0	13.0	16.0	17.1

tallene er ikke ens fordi der er en vis biologisk variation og en vis forsøgsusikkerhed, og det kan passende modelleres som tilfældig variation. Det er derfor nærliggende at søge at modellere tallene ved hjælp af en regressionsmodel med koncentration som y - og varighed som x -variabel. Man kan naturligvis ikke på forhånd vide om varigheden i sig selv er en hensigtsmæssig forklarende variabel. Måske viser det sig at man bedre kan beskrive koncentrationen som en lineær funktion af logaritmen til varigheden end som en lineær funktion af selve varigheden, men det betyder blot at der er tale om en lineær regressionsmodel med logaritmen til varigheden som forklarende variabel.

Der melder sig nu forskellige spørgsmål:

1. Hvordan estimerer man de indgående parametre α , β og σ^2 ?
2. Hvordan vurderer man om en model af formen (8.1) giver en fornuftig beskrivelse af datamaterialet?
3. Hvordan tester man hypoteser om parametrene?

8.2 Estimation af parametrene

Vi estimerer α og β ved maximum likelihood metoden, som på grund af normalfordelingsantagelsen er det samme som *mindste kvadraters metode*, og vi estimerer σ^2 som residualkvadratsummen divideret med antallet af frihedsgrader.

Estimation af α og β

Parametrene α og β estimeres ved at maksimere den til grundmodellen (8.1) hørende likelihoodfunktion

$$L(\alpha, \beta, \sigma^2) = \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{1}{2} \frac{(y_i - (\alpha + \beta x_i))^2}{\sigma^2}\right) \\ = \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}}\right)^n \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (y_i - (\alpha + \beta x_i))^2\right).$$

Det fremgår heraf at de bedste estimater over α og β er de værdier der minimaliserer kvadratsummen

$$\sum_{i=1}^n (y_i - (\alpha + \beta x_i))^2. \quad (8.2)$$

Disse værdier kan man enten bestemme ved hjælp af standardmetoder til bestemmelse af ekstremumpunkter for funktioner af to variable, eller man kan søge at slippe lettere om ved det ved at foretage snedige omskrivninger af kvadratsummen på lignende måde som ved estimation i enstikprøveproblemet (side 62), i tostikprøveproblemet (side 77) og i ensidet variansanalyse (side 92). Vi prøver med den snedige omskrivning:

Det er hensigtsmæssigt at operere med x -ernes og y -ernes afvigelse fra deres gennemsnit $\bar{x}$ og $\bar{y}$. Derfor omskrives kvadratsummen (8.2) således:

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n (y_i - (\alpha + \beta x_i))^2 &= \sum_{i=1}^n ((y_i - \bar{y}) + (\bar{y} - (\alpha + \beta \bar{x})) - \beta(x_i - \bar{x}))^2 \\ &= \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 \\ &\quad + n(\bar{y} - (\alpha + \beta \bar{x}))^2 \\ &\quad + \beta^2 \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \\ &\quad - 2\beta \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}), \end{aligned} \quad (8.3)$$

idet de øvrige to dobbelte produkter fra kvadreringen af den treleddede størrelse bliver 0. Omskrivningen har ført til et udtryk hvor α kun optræder i det ene led $n(\bar{y} - (\alpha + \beta \bar{x}))^2$, og det udtryk antager sin mindsteværdi 0 netop når α er lig $\bar{y} - \beta \bar{x}$. Dernæst skal β bestemmes så det minimaliserer summen af de tre øvrige led, dvs. minimaliserer udtrykket

$$\beta^2 \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 - 2\beta \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}) + \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2$$

eller kort

$$\beta^2 SS_x - 2\beta SP_{xy} + SS_y$$

hvor vi har benyttet de ofte anvendte betegnelser SS_x (SS_y) for sum af kvadratiske afvigelser af x -er (y -er), og SP_{xy} for sum af produkter af afvigelser af x -er og y -er.

Udtrykket $\beta^2 SS_x - 2\beta SP_{xy} + SS_y$ er en andengradsfunktion af β , og da koefficienten til β^2 er positiv, har funktionen ét minimumspunkt, og det findes ved at differentiere og sætte den afledede lig 0; man får da at β skal estimeres ved

$$\hat{\beta} = \frac{SP_{xy}}{SS_x}.$$

Ifølge betragtningerne ovenfor er det dertil svarende bedste valg af α

$$\widehat{\alpha} = \bar{y} - \widehat{\beta} \bar{x}.$$

Hermed har vi løst estimationsproblemet for så vidt angår α og β .

Man taler undertiden om den *estimerede regressionslinje*; det er (den linje hvis ligning er) $y = \widehat{\alpha} + \widehat{\beta}x$.

Undertiden, især når man skal udføre beregningerne mere eller mindre med håndkraft, kan man have fornøjelse af nogle andre udtryk for SS_x , SS_y og SP_{xy} . Ved almindelige og lette formelmanipulationer finder man følgende formler, hvor hver gang det første lighedstegn er definitionslighedstegnet og det andet viser det alternative udtryk:

$$\begin{aligned} SS_x &= \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 &= \sum_{i=1}^n x_i^2 - \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n x_i \right)^2, \\ SS_y &= \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 &= \sum_{i=1}^n y_i^2 - \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n y_i \right)^2, \\ SP_{xy} &= \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}) &= \sum_{i=1}^n x_i y_i - \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n x_i \right) \left(\sum_{i=1}^n y_i \right). \end{aligned}$$

Estimation af σ^2

Variansestimatet er som altid residualkvadratsummen divideret med antallet af frihedsgrader:

1. Residualkvadratsummen får vi ved at erstatte α og β med $\widehat{\alpha}$ og $\widehat{\beta}$ i kvadratsummen (8.2), så den er

$$\sum_{i=1}^n \left(y_i - (\widehat{\alpha} + \widehat{\beta}x_i) \right)^2.$$

Hvis man i stedet indsætter i formel (8.3) og reducerer, får man et alternativt udtryk for residualkvadratsummen, nemlig

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n \left(y_i - (\widehat{\alpha} + \widehat{\beta}x_i) \right)^2 &= \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 - \widehat{\beta}^2 \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \\ &= SS_y - \widehat{\beta}^2 SS_x \\ &= SS_y - \frac{SP_{xy}^2}{SS_x}. \end{aligned}$$

2. Antallet af frihedsgrader er $n - 2$ fordi der er n observationer og der er estimeret 2 middelværdiparametre. Variansen σ^2 estimeres derfor ved

$$s_{02}^2 = \frac{1}{n-2} \sum_{i=1}^n \left(y_i - (\widehat{\alpha} + \widehat{\beta}x_i) \right)^2 = \frac{1}{n-2} \left(SS_y - \frac{SP_{xy}^2}{SS_x} \right). \quad (8.4)$$

Tabel 8.3 Fædre og sønner: Hjælpstørrelser til beregningerne.

Sum af	
1	1078
fars højde	72979
søns højde	74018
fars højde $\times$ fars højde	4948575
søns højde $\times$ søns højde	5090344
fars højde $\times$ søns højde	5015024

Eksempel 8.3 (Fædre og sønner, fortsat fra side 107)

Vi vil udregne »regressionen af sønnens højde på faderens højde«, dvs. vi vil bruge sønnens højde som y og faderens højde som x i en lineær regression.

På grundlag af tallene i tabel 8.1 udregnes først nogle hjælpstørrelser, se tabel 8.3, og ved hjælp af disse udregnes

$$SP_{xy} = \sum_{i=1}^n x_i y_i - \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n x_i \right) \left(\sum_{i=1}^n y_i \right) = 5015024 - \frac{72979 \times 74018}{1078} = 4114.260,$$

$$SS_x = \sum_{i=1}^n x_i^2 - \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n x_i \right)^2 = 4948575 - \frac{72979^2}{1078} = 8005.018,$$

$$SS_y = \sum_{i=1}^n y_i^2 - \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n y_i \right)^2 = 5090344 - \frac{74018^2}{1078} = 8095.091.$$

Den estimerede regressionskoefficient er

$$\widehat{\beta} = SP_{xy}/SS_x = 4114.260/8005.018 = 0.514,$$

og den estimerede skæring med ordinataksen er

$$\widehat{\alpha} = \bar{y} - \widehat{\beta} \bar{x} = \frac{74018}{1078} - 0.514 \times \frac{72979}{1078} = 33.86.$$

Regressionsmodellen anviser altså følgende relation:

$$\text{søns højde} = 33.86 + 0.514 \times \text{fars højde}.$$

Residualkvadratsummen er

$$SS_y - SP_{xy}^2/SS_x = 8095.091 - 4114.260^2/8005.018 = 5980.525$$

så den estimerede varians er $s_{02}^2 = 5980.525/(1078 - 2) = 5.558$ med 1076 frihedsgrader.

Der er naturligvis også den mulighed at udregne regressionen af faderens højde på sønnens højde. Man vil da få

$$\text{fars højde} = 32.79 + 0.508 \times \text{søns højde}$$

og en estimeret varians på $s_{02}^2 = 5.495$, ligeledes med 1076 frihedsgrader. Som det ses, er det ikke ligegyldigt hvilken af de to højder man benytter som x og hvilken som y .

Afrundingsfejl

De forskellige formeludtryk for SP_{xy} , SS_x , SS_y og s_{02}^2 er allesammen lige rigtige set fra et matematisk synspunkt. Men hvis man tænker på dem som forskrifter for hvordan man skal regne tingene ud, så har de hver deres fordele og ulemper. Hvis man f.eks. skal udregne s_{02}^2 , så er formlen

$$s_{02}^2 = \frac{1}{n-2} \left(SS_y - \frac{SP_{xy}^2}{SS_x} \right)$$

praktisk fordi den viser hvordan man finder s_{02}^2 ud fra tre tal som man formentlig allerede har regnet ud i anden forbindelse; men formelen er upraktisk fordi den indebærer at man skal trække to ofte næsten lige store positive tal (SS_y og SP_{xy}^2/SS_x) fra hinanden, og det betyder at det hele let kan ende i afrundingsfejl såfremt man ikke har regnet med tilstrækkeligt mange cifre i mellemregningerne. Omvendt er formlen

$$s_{02}^2 = \frac{1}{n-2} \sum_{i=1}^n (y_i - (\hat{\alpha} + \hat{\beta}x_i))^2$$

ikke nær så følsom over for afrundingsfejl, men den er til gengæld besværlig at regne ud fordi der skal man først udregne de n prædikterede værdier $\hat{\alpha} + \hat{\beta}x_i$, dernæst de tilsvarende residualer, og endelig summen af de kvadrerede residualer.

Computerprogrammer til statistik har en regressionsfunktion der i langt de fleste tilfælde kan finde ud af at foretage beregningerne på en hensigtsmæssig måde.

8.3 Parameterestimaternes middelfejl

Regressionsanalyse er i udpræget grad et forsøg på at modellere kvantitative sammenhænge, og derfor er det ikke tilstrækkeligt blot at udregne parameterestimatene, man skal også skaffe sig en idé om hvor præcise de er.

Når man tester hypoteser, foregår det ved at man udregner værdien af en passende valgt teststørrelse der fungerer som et mål for hvor godt de foreliggende observationer stemmer overens med hypotesen. Derefter bestemmer man den såkaldte testsandsynlighed, der er sandsynligheden for at få et sæt observationer der stemmer dårligere overens med hypotesen end de faktiske observationer gør. Når man overhovedet kan tale om en sådan sandsynlighed, er det takket være den statistiske model; den statistiske model fortæller nemlig at observationerne kan opfattes som observerede værdier af stokastiske variable der følger en nærmere angivet sandsynlighedsfordeling, og man kan derfor sige at den statistiske model sætter os i stand til at sammenligne de faktiske observationer med alle de andre sæt observationer man også kunne have fået idet man tager hensyn til, med hvilke sandsynligheder de forekommer.

En anden side af dette at »sammenligne med hvad man ellers kunne have fået«, er bestemmelse af estimatorernes middelfejl. Et estimat er jo regnet ud på grundlag af de faktiske observationer, men ved hjælp af den statistiske model kan man få svar på spørgsmålet: hvilke andre talværdier af estimatet kunne man også have fået og med hvilke sandsynligheder. For da estimatet er en funktion af observationerne, og da observationerne opfattes som observerede værdier af stokastiske variable, kan estimatet opfattes som en observeret værdi af en vis stokastisk variabel, *estimatoren*, hvis sandsynlighedsfordeling man i princippet kan finde. Ofte er man endda kun interesseret i at vide inden for hvilke grænser størstedelen af sandsynlighedsmassen er beliggende, og til det brug udregner man *middelfejlen*, dvs. estimatorens standardafvigelse. Som en tommelfingerregel gælder nemlig at intervallet *middelværdien plus/minus to gange standardafvigelsen* afgrænser ca. 95% af sandsynlighedsmassen (det er især rigtigt for normalfordelte estimater, så som $\hat{\alpha}$ og $\hat{\beta}$), og i den forstand er middelfejlen et direkte mål for hvor unøjagtigt estimatet er.

Vi skal ikke komme nærmere ind på hvordan man når frem til formeludtryk for middelfejl, men her er nogle resultater for den lineære regressionsmodel:

1. Middelfejlen på $\hat{\beta}$ er $\sqrt{\sigma^2/SS_x}$.
2. a) Middelfejlen på $\hat{\alpha}$ er $\sqrt{\sigma^2 \left(\frac{1}{n} + \frac{\bar{x}^2}{SS_x} \right)}$.
b) Estimatorerne $\hat{\alpha}$ og $\hat{\beta}$ er korrelerede, og korrelation mellem dem er $-1/\sqrt{1 + \frac{SS_x}{n\bar{x}^2}}$.
3. a) Middelfejlen på $\hat{\alpha} + \hat{\beta}\bar{x}$ er $\sqrt{\sigma^2/n}$.
b) Estimatorerne $\hat{\alpha} + \hat{\beta}\bar{x}$ og $\hat{\beta}$ er ukorrelerede.

Disse udtryk er de *teoretiske middelfejl* hvori optræder den teoretiske varians σ^2 på Y . Da vi ikke kender parameteren σ^2 , må vi i stedet indsætte et estimat over den, f.eks. s_{02}^2 , og derved få de *estimerede middelfejl*.

Af udtrykket for middelfejlen på $\hat{\beta}$ ses at det er en fordel at x -værdierne ligger spredt over et stort interval, for så bliver SS_x stor og middelfejlen derved lille.

Det kan nævnes at middelfejlen på en estimator s^2 over variansparameteren σ^2 i en normalfordelingsmodel er lig $\sigma^2\sqrt{2/f}$, hvor f er antallet af frihedsgrader for s^2 . Deraf ses hvordan variansestimater bliver bedre, jo flere frihedsgrader det har.

8.4 En anden formulering af modellen

Den oprindelige formulering af den lineære regressionsmodel handler om et antal talpar (x_i, y_i) . Nu er det ofte sådan at der for hvert x foreligger flere målinger af y (det er for eksempel tilfældet i eksemplet med kvælning af hunde). Det gør ikke spor at der er flere talpar med det samme x , men undertiden er det hensigtsmæssigt at notationen kan indfange dette forhold, bl.a. når man vil lave regneopskrifter der er overkommelige at

benytte med »håndkraft«. Vi vil derfor præsentere en anden formulering af den lineære regressionsmodel. Skematisk ser situationen sådan ud:

baggrundsvARIABLE	OBSERVATIONER			
x_1	y_{11}	y_{12}	$\dots$	y_{1n_1}
x_2	y_{21}	y_{22}	$\dots$	y_{2n_2}
x_3	y_{31}	y_{32}	$\dots$	y_{3n_3}
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$
x_k	y_{k1}	y_{k2}	$\dots$	y_{kn_k}

hvor værdierne $x_1, x_2, \dots, x_k$ er *forskellige*; hørende til den i -te x -værdi er der de n_i observationer $y_{i1}, y_{i2}, \dots, y_{in_i}$; det samlede antal observationer er $n = n_1 + n_2 + \dots + n_k$. Regressionsmodellen (8.1) skrives nu som

$$Y_{ij} \sim \mathcal{N}(\alpha + \beta x_i, \sigma^2).$$

De tidligere indførte hjælpe størrelser SS_x , SS_y og SP_{xy} (side 110) er i den nye notation

$$\begin{aligned} SS_x &= \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} (x_i - \bar{x})^2 = \sum_{i=1}^k n_i x_i^2 - \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^k n_i x_i \right)^2, \\ SS_y &= \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} (y_{ij} - \bar{y})^2 = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} y_{ij}^2 - \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^k n_i \bar{y}_i \right)^2, \\ SP_{xy} &= \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} (x_i - \bar{x})(y_{ij} - \bar{y}) = \sum_{i=1}^k n_i x_i \bar{y}_i - \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^k n_i x_i \right) \left(\sum_{i=1}^k n_i \bar{y}_i \right), \end{aligned}$$

hvor der er benyttet følgende betegnelser:

$$\begin{aligned} \bar{y}_i &= \frac{1}{n_i} \sum_{j=1}^{n_i} y_{ij} && \text{er gennemsnittet af } y\text{-erne hørende til } x_i, \\ \bar{y} &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} y_{ij} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^k n_i \bar{y}_i && \text{er totalgennemsnittet af } y\text{-erne,} \\ \bar{x} &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} x_i = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^k n_i x_i && \text{er gennemsnittet af } x\text{-erne.} \end{aligned}$$

Parameterestimerne er stadig

$$\begin{aligned} \hat{\beta} &= \frac{SP_{xy}}{SS_x}, & \hat{\alpha} &= \bar{y} - \hat{\beta} \bar{x}, \\ s_{02}^2 &= \frac{1}{n-2} \sum_{i=1}^n \left(y_i - (\hat{\alpha} + \hat{\beta} x_i) \right)^2 = \frac{1}{n-2} \left(SS_y - \frac{SP_{xy}^2}{SS_x} \right). \end{aligned} \quad (8.5)$$

Tabel 8.4 Kvælning af hunde: beregningsskema. x -værdierne er varighed i minutter, y -værdierne er koncentration i $\mu\text{mol/l}$.

i	n_i	x_i	$\bar{y}_i$	$n_i x_i$	$n_i \bar{y}_i$	$n_i x_i \bar{y}_i$	$n_i x_i^2$	$\sum_{j=1}^{n_i} y_{ij}^2$
1	7	0	1.46	0	10.2	0.0	0	22.50
2	6	6	5.50	36	33.0	198.0	216	196.44
3	5	12	7.48	60	37.4	448.8	720	310.26
4	7	18	12.81	126	89.7	1614.6	2268	1197.67
sum	25			222	170.3	2261.4	3204	1726.87

Eksempel 8.4 (Kvælning af hunde, fortsat fra side 108)

Vi vil antage at hypoxantinkoncentrationen kan beskrives ved en lineær regressionsmodel med hypoxivarigheden som uafhængig variabel. (Denne antagelse vil blive undersøgt nærmere i en senere fortsættelse af eksemplet, se side 118.)

Vi lader x_1, x_2, x_3 og x_4 betegne de fire tidspunkter 0, 6, 12 og 18 min, og vi lader y_{ij} betegne den j -te koncentrationensværdi til tid x_i . Med de indførte betegnelser kan den tidligere foreslåede statistiske model for talmaterialet formuleres som $Y_{ij} \sim \mathcal{N}(\alpha + \beta x_i, \sigma^2)$.

Vi vil udregne værdierne af estimerne $\hat{\alpha}$, $\hat{\beta}$ og s_{02}^2 over modellens parametre. Man kan selvfølgelig overlade regnearbejdet til computeren, men det er på den anden side ikke uoverkommeligt at gøre det med håndkraft. Indledningsvis udregnes forskellige hjælpe størrelser mm., se tabel 8.4. Heraf fås den estimerede regressionskoefficient til

$$\begin{aligned} \hat{\beta} &= \frac{SP_{xy}}{SS_x} = \frac{\sum_{i=1}^k n_i x_i \bar{y}_i - \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^k n_i x_i \right) \left(\sum_{i=1}^k n_i \bar{y}_i \right)}{\sum_{i=1}^k n_i x_i^2 - \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^k n_i x_i \right)^2} \\ &= \frac{2261.4 - \frac{222 \times 170.3}{25}}{3204 - \frac{222^2}{25}} \mu\text{mol l}^{-1} \text{ min}^{-1} = 0.61 \mu\text{mol l}^{-1} \text{ min}^{-1}, \end{aligned}$$

og det estimerede skæringspunkt med ordinataksen til

$$\hat{\alpha} = \bar{y} - \hat{\beta} \bar{x} = \frac{170.3 \mu\text{mol l}^{-1}}{25} - \frac{0.61 \mu\text{mol l}^{-1} \text{ min}^{-1} \times 222 \text{ min}}{25} = 1.4 \mu\text{mol l}^{-1}.$$

Variansen estimeres som $s_{02}^2 = \frac{1}{n-2} (SS_y - SP_{xy}^2 / SS_x)$. Man får at

$$\begin{aligned} SS_y &= \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} y_{ij}^2 - \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^k n_i \bar{y}_i \right)^2 \\ &= (1726.87 - 170.3^2 / 25) \mu\text{mol}^2 \text{ l}^{-2} = 566.79 \mu\text{mol}^2 \text{ l}^{-2}, \end{aligned}$$

og

$$\frac{SP_{xy}^2}{SS_x} = \frac{749.14^2}{1232.64} \mu\text{mol}^2 \text{ l}^{-2} = 455.29 \mu\text{mol}^2 \text{ l}^{-2},$$

så residualkvadratsummen er $(566.79 - 455.29) \mu\text{mol}^2 \text{l}^{-2} = 111.50 \mu\text{mol}^2 \text{l}^{-2}$ og

$$s_{02}^2 = \frac{111.50}{23} \mu\text{mol}^2 \text{l}^{-2} = 4.85 \mu\text{mol}^2 \text{l}^{-2},$$

svarende til en estimeret standardafvigelse på $2.2 \mu\text{mol/l}$. Middelfejlen på $\widehat{\beta}$ er (jf. side 113)

$$\sqrt{\frac{s_{02}^2}{SS_x}} = \sqrt{\frac{4.85}{1232.64}} \mu\text{mol l}^{-1} \text{ min}^{-1} = 0.06 \mu\text{mol l}^{-1} \text{ min}^{-1},$$

og middelfejlen på $\widehat{\alpha}$ er

$$\sqrt{\left(\frac{1}{n} + \frac{\bar{x}^2}{SS_x}\right)s_{02}^2} = \sqrt{\left(\frac{1}{25} + \frac{(222/25)^2}{1232.64}\right)} 4.85 \mu\text{mol l}^{-1} = 0.7 \mu\text{mol l}^{-1}.$$

Størrelsen af de to middelfejl viser at det er passende at angive $\widehat{\beta}$ med to decimaler og $\widehat{\alpha}$ med én, så vi må konkludere at den estimerede regressionslinje er

$$y = 1.4 \mu\text{mol l}^{-1} + 0.61 \mu\text{mol l}^{-1} \text{ min}^{-1} \cdot x.$$

8.5 Modelkontrol

Ved simpel lineær regressionsanalyse er den første og vigtigste form for modelkontrol den uhyre simple at lave en tegning. I et koordinatsystem afsætter man punkterne (x_i, y_i) , man indtegner den estimerede regressionslinje og ser efter om punkterne fordeler sig passende tilfældigt omkring linjen. En tegning kan som regel også afsløre hvad der i givet fald måtte være galt med modellen.

Tit kan man også foretage et numerisk test for om den lineære regressionsmodel er brugbar. Det foregår kort fortalt ved at man indlejrer regressionsmodellen i en større model, og derefter tester man på helt sædvanlig vis regressionsmodellen som en hypotese i forhold til den større model. En nødvendig forudsætning for at dette kan lade sig gøre, er at der er flere y -er til det samme x ; for man bærer sig nemlig ad på den måde at man inddeler y -erne i grupper således at en gruppe kommer til at bestå af alle y -er med samme x , og som den »større model« benytter man en ensidet variansanalysemodel. Vi skal nu se hvordan det nærmere går for sig.

Regressionsmodellen $Y_{ij} \sim \mathcal{N}(\alpha + \beta x_i, \sigma^2)$ indlejres i en større model, nemlig den ensidede variansanalysemodel med k grupper svarende til de k niveauer af x : $Y_{ij} \sim \mathcal{N}(\mu_i, \sigma^2)$. Vi benytter så denne model som grundmodel og tester regressionsmodellen som en hypotese i forhold hertil, det vil sige vi tester hypotesen $H_2: \mu_i = \alpha + \beta x_i$. Teststørrelsen for at teste H_2 er i princippet en kvotient Q mellem to likelihoodfunktionsværdier, men på samme måde som i forbindelse med ensidet variansanalyse kan Q omskrives til en

kvotient F mellem to s^2 -størrelser. Før vi specificerer disse størrelser nærmere, er det hensigtsmæssigt at opskrive en spaltning af regressionsmodellens residualkvadratsum:

$$\sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} (y_{ij} - (\widehat{\alpha} + \widehat{\beta}x_i))^2 = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} (y_{ij} - \bar{y}_i)^2 + \sum_{i=1}^k n_i (\bar{y}_i - (\widehat{\alpha} + \widehat{\beta}x_i))^2 \quad (8.6)$$

(denne opspaltning følger af formel (7.3) på side 92 ved at erstatte μ_i med $\widehat{\alpha} + \widehat{\beta}x_i$); den tilsvarende opspaltning af frihedsgraderne er

$$n - 2 = (n - k) + (k - 2).$$

Formel (8.6) viser hvordan residualkvadratsummen, der kan siges at beskrive *den samlede variation omkring regressionslinjen*, deles op i en sum af en kvadratsum vedrørende *variationen inden for grupper* og en kvadratsum vedrørende *gruppernes variation omkring regressionslinjen*, se også figur 8.1.

Ved at dividere kvadratsummerne med deres frihedsgrader fås s^2 -størrelserne: dels de tidligere indførte s_{02}^2 med $n - 2$ frihedsgrader (formel (8.5) side 114) og s_0^2 med $n - k$ frihedsgrader (side 93), dels

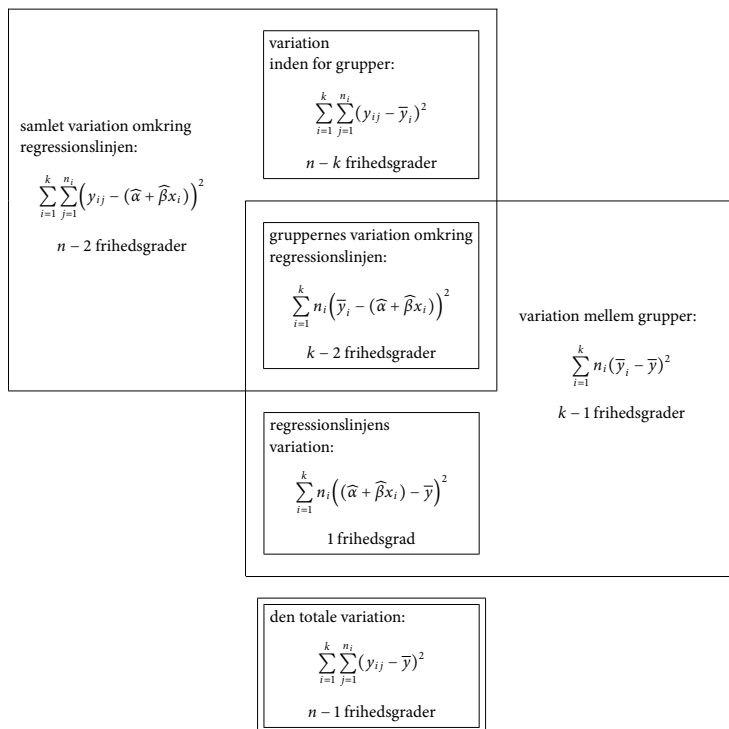
$$s_2^2 = \frac{1}{k - 2} \sum_{i=1}^k n_i (\bar{y}_i - (\widehat{\alpha} + \widehat{\beta}x_i))^2.$$

Teststørrelsen for hypotesen H_2 om at gruppemiddelværdierne faktisk ligger på en ret linje, er $F = s_2^2/s_0^2$, det vil sige gruppernes variation omkring linjen målt i forhold til variationen inden for grupperne. Store værdier af F er signifikante, og hvis H_2 er rigtig, vil F følge F -fordelingen med frihedsgrader $k - 2$ og $n - k$, så testsandsynligheden ε er givet som $\varepsilon = P(F_{k-2, n-k} > F_{\text{obs}})$ der bestemmes ved hjælp af en tabel over F -fordelingen.

- ◊ Hvis ε er meget lille (og F dermed er signifikant stor), så må vi forkaste linearitethypotesen H_2 . Så står vi tilbage med den ensidede variansanalysemodel $Y_{ij} \sim \mathcal{N}(\mu_i, \sigma^2)$ hvor parametrene $\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_k$ estimeres ved $\bar{y}_1, \bar{y}_2, \dots, \bar{y}_k$, og σ^2 estimeres ved s_0^2 med $n - k$ frihedsgrader.
- ◊ Hvis ε ikke er meget lille (og F dermed ikke er signifikant stor), kan vi godtage den lineære regressionsmodel $Y_{ij} \sim \mathcal{N}(\alpha + \beta x_i, \sigma^2)$ hvor parametrene α og β estimeres ved $\widehat{\alpha}$ og $\widehat{\beta}$, og σ^2 estimeres ved s_{02}^2 med $n - 2$ frihedsgrader (jf. side 114).

Bemærk i øvrigt, at kvadratsummerne vedrørende gruppernes variation omkring linjen ifølge formel (8.6) kan skrives som

$$\sum_{i=1}^k n_i (\bar{y}_i - (\widehat{\alpha} + \widehat{\beta}x_i))^2 = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} (y_{ij} - (\widehat{\alpha} + \widehat{\beta}x_i))^2 - \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} (y_{ij} - \bar{y}_i)^2.$$



Figur 8.1 Skematisk oversigt over nogle af de i kapitlet forekommende kvadratsummer med tilhørende frihedsgrader.

Eksempel 8.5 (Kvælning af hunde, fortsat)

Vi vil undersøge om det kan antages at hypoxantinkoncentrationen afhænger lineært af hypoxiens varighed. Da vi er i en situation hvor der er en del y -er til hvert x , er det muligt at udføre det numeriske test for modellen.

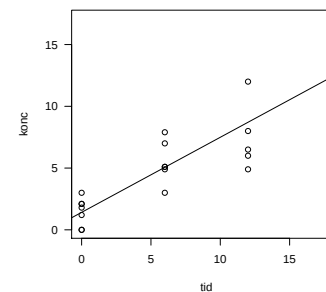
Vi har tidligere (side 115 ff) bestemt de talværdier der i givet fald er de bedste estimater over parametrene, og derved fundet den estimerede regressionslinje til

$$y = 1.4 \mu\text{mol l}^{-1} + 0.61 \mu\text{mol l}^{-1} \text{ min}^{-1} \cdot x.$$

I figur 8.2 er indtegnet dels sammenhørende værdier af varighed og koncentration, dels den

Tabel 8.5 Kvælning af hunde: Nogle hjælpestørrelser til beregningerne.

i	n_i	$\sum_{j=1}^{n_i} y_{ij}$	$\bar{y}_i$	f_i	$\sum_{j=1}^{n_i} (y_{ij} - \bar{y}_i)^2$	s_i^2
1	7	10.2	1.46	6	7.64	1.27
2	6	33.0	5.50	5	14.94	2.99
3	5	37.4	7.48	4	30.51	7.63
4	7	89.7	12.81	6	48.23	8.04
sum	25	170.3		21	101.32	
gennemsnit			6.81			4.82



Figur 8.2 Kvælning af hunde: Sammenhørende værdier af hypoxantinkoncentration og hypoxivarighed, samt den estimerede regressionslinje.

estimerede regressionslinje. Efter tegningen at dømme er den lineære regressionsmodel ikke helt hen i vejret. I håbet om at kunne bestyrke troen på modellen vil vi udføre det numeriske test for den lineære model.

Som midlertidig grundmodel vil vi benytte en ensidet variansanalysemodel baseret på de fire grupper bestemt af x -erne. Indledningsvis udregnes forskellige hjælpestørrelser mm., se tabel 8.5. Det fremgår blandt andet at den kvadratsum der beskriver *variationen mellem grupper*, er 101.32 med 21 frihedsgrader. På side 116 fandt vi regressionsmodellens residualkvadratsum til 111.50 med 23 frihedsgrader, så kvadratsummen hørende til gruppernes variation omkring regressionslinjen er $111.50 - 101.32 = 10.18$ med $23 - 21 = 2$ frihedsgrader. Teststørrelsen for hypotesen om at gruppemiddelværdierne ligger på en ret linje, er da

$$F = \frac{10.18/2}{101.32/21} = \frac{5.09}{4.82} = 1.06$$

der skal sammenlignes med F -fordelingen med 2 og 21 frihedsgrader, og i denne fordeling er der mere end 30% sandsynlighed for at få en værdi som er større end den observerede, der altså på ingen måde er signifikant. Vi har således fået bekræftet linearitetshypotesen.

Tabel 8.6 Kvælning af hunde: Variansanalyseskema vedrørende test af linearitetshypotesen. I skemaet står f for antal frihedsgrader, SS for sum af kvadratiske afvigelser, og $s^2 = SS/f$.

variation	f	SS	s^2	test
inden for grupper	21	101.32	4.82	
gruppernes var. omkring regr.linjen	2	10.18	5.09	5.09/4.82=1.06
samlet variation omkring regr.linjen	23	111.50	4.85	

Traditionelt opsummerer man udregninger og testresultater i et variansanalyseskema, se tabel 8.6.

Variansanalysemodellen såvel som den lineære regressionsmodel forudsætter at der er varians-homogenitet, så det kan man jo også teste. Vi indsætter s^2 -værdierne fra tabel 8.5 i Bartlett's teststørrelse og får

$$B = -\left(6 \ln \frac{1.27}{4.82} + 5 \ln \frac{2.99}{4.82} + 4 \ln \frac{7.63}{4.82} + 6 \ln \frac{8.04}{4.82}\right) = 5.5$$

der skal sammenlignes med χ^2 -fordelingen med $k - 1 = 3$ frihedsgrader. Tabelopslag viser at der er over 10% chance for at få en større B -værdi end værdien 5.5 som derfor ikke er signifikant stor. Med andre ord kan vi opretholde antagelsen om varianshomogenitet.

Alt i alt er der således ikke noget der taler imod at vi beskriver hypoxidataene med en lineær regressionsmodel med hypoxivarighed som uafhængig variabel og hypoxantinkoncentration som afhængig variabel.

8.6 Test af hypoteser om linjens parametre

Man kan naturligvis teste hypoteser om regressionslinjens parametre. Fremgangsmåden er den samme som altid: først estimeres parametrene i grundmodellen og under hypotesen, dernæst udregnes kvotienten Q mellem de to maksimale likelihoodfunktionsværdier, og endelig bestemmes sandsynligheden for at få et værre sæt observationer, dvs. et sæt observationer der giver et mindre Q . Som ved alle andre tests af hypoteser der har med middelværdier i normalfordelingen at gøre, kan Q omskrives til en F -størrelse der er lettere at have med at gøre, og når der er tale om hypoteser om en enkelt parameter, kan man som en yderligere forsimpelse benytte en t -teststørrelse der måske er mere forståelig.

Vi skal ikke her komme ind på de nærmere detaljer, men blot forklare hvordan teststørrelserne kommer til at se ud i disse specielle tilfælde.

Hypotesen $\beta = 0$

Hvis man vil teste hypotesen $H_3 : \beta = 0$ om at regressionskoefficienten er 0, dvs. at y ikke afhænger (lineært) af x , så bliver F -teststørrelsen $F = s_3^2/s_{02}^2$, hvor s_{02}^2 er det bedste variansestimater under den aktuelle model, se side 110, og hvor

$$s_3^2 = \frac{1}{1} \sum_{i=1}^k n_i \left((\hat{\alpha} + \hat{\beta}x_i) - \bar{y} \right)^2 = \hat{\beta}^2 SS_x = SP_{xy}^2 / SS_x$$

er den såkaldte *regressionslinjens variation*. Store værdier af F er signifikante. Der gælder at $F = t^2$ hvor

$$t = \frac{\hat{\beta}}{\sqrt{s_{02}^2 / SS_x}}$$

er estimatet $\hat{\beta}$ divideret med den estimerede standardafvigelse (dvs. den estimerede middelfejl) på $\hat{\beta}$, jf. side 113. Man kan sige at t -størrelsen måler hvor langt $\hat{\beta}$ ligger fra den formodede værdi 0 når man benytter middelfejlen som målestok. Store værdier af $|t|$ er signifikante.

Man kan bevise at under H_3 vil t være t -fordelt med det antal frihedsgrader som s_{02}^2 har, dvs. med $n - 2$ frihedsgrader. Det betyder at testsandsynligheden kan findes ved hjælp af tabeller over t -fordelingen som

$$\varepsilon = P(|t_{n-2}| > |t_{\text{obs}}|) = 2 P(t_{n-2} > |t_{\text{obs}}|).$$

(Hvis man vil benytte F som teststørrelse, er $\varepsilon = P(F_{1,n-2} > F_{\text{obs}})$.)

Hvis hypotesen H_3 kan godkendes, skal man udregne et revideret estimat over α og et forbedret estimat over variansen σ^2 . Hypotesen H_3 betyder at den forklarende variabel x ikke er nødvendig, men at alle Y -er har samme middelværdi α , dvs. der er tale om et enstikprøveproblem. Under H_3 er estimatet over α derfor totalgennemsnittet $\bar{y}$, og estimatet over σ^2 er

$$s_{03}^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} (y_{ij} - \bar{y})^2.$$

Hypotesen $\alpha = 0$

Undertiden følger det af den faglige problemstilling at linjen skal gå gennem $(0, 0)$, dvs. at $\alpha = 0$, i andre situationer kan man være interesseret i at teste hypoteser om α blot for at nå til en så simpel beskrivelse af data som muligt. Hvis man ønsker at teste hypotesen $H_4 : \alpha = 0$ om at linjen går gennem $(0, 0)$, kan det gøres med F -teststørrelsen $F = s_4^2/s_{02}^2$, hvor s_4^2 er »kvadratsummen« $\frac{n SS_x \hat{\alpha}^2}{SS_x + n \bar{x}^2}$ divideret med sit frihedsgradsantal 1, og s_{02}^2

er variansestimater under linearitetshypotesen. Store værdier af F er signifikante. Der gælder at $F = t^2$ hvor

$$t = \frac{\widehat{\alpha}}{\sqrt{s_{02}^2 \left(\frac{1}{n} + \frac{\bar{x}^2}{SS_x} \right)}}$$

er forholdet mellem estimatet $\widehat{\alpha}$ over α og den estimerede middelfejl på $\widehat{\alpha}$. Store værdier af $|t|$ er signifikante.

Man kan bevise at under H_4 vil t følge t -fordelingen med samme antal frihedsgrader som variansestimater i nævneren, dvs. $n - 2$ frihedsgrader. Det betyder at testsandsynligheden kan findes ved hjælp af tabeller over t -fordelingen som

$$\varepsilon = P(|t_{n-2}| > |t_{\text{obs}}|) = 2 P(t_{n-2} > |t_{\text{obs}}|).$$

Hvis hypotesen H_4 kan godkendes, skal man udregne et revideret estimat over regressionskoefficienten β og et forbedret estimat over σ^2 . Det nye estimat over β bliver

$$\widehat{\widehat{\beta}} = \frac{\sum_{i=1}^k n_i x_i \bar{y}_i}{\sum_{i=1}^k n_i x_i^2},$$

og estimatet over σ^2 bliver

$$s_{04}^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} (y_{ij} - \widehat{\beta} x_i)^2 = \frac{1}{n-1} \left(\sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} y_{ij}^2 - \widehat{\beta}^2 \sum_{i=1}^k n_i x_i^2 \right).$$

8.7 Regn og tegn

Hypoxi-eksemplet

Data findes i en separat fil som i nedenstående kode-eksempel hedder `hypoxi.dat`, og hvis første linjer ser sådan ud:

```
tid konc
0 0
0 0
0 1.2
0 1.8
0 2.1
0 2.1
0 3
6 3
6 4.9
```

Her er noget R-kode der viser hvordan man kan få udført tegninger og beregninger:

```
# Tallene indlæses til datastrukturen hypoxi som får to søjler
# som får navnene hypoxi$tid og hypoxi$konc:
hypoxi <- read.table("hypoxi.dat", header=TRUE, nrow=50)
# plot værdierne:
plot(hypoxi, las=1)

# Herefter fitter lm en ret linje; modelformlen konc~tid fortæller
# at konc skal være y og tid skal være x.
# Resultaterne gemmes i M og udskrives (takket være værdierne summary):
summary(M <- lm(konc ~ tid, data=hypoxi))
# Indtegn linjen. Så har vi figur 8.2.
abline(coef(M))

# Derefter sammenligner vi med modellen hvor de fire grupper (defineret ved x)
# har samme middelværdi.
# Funktionen as.factor sørger for at tid bliver brugt til at definere
# grupper med, og leddet ~1 fortæller at der ikke skal være et separat konstantled.
# Punktummet på venstre side af modelformlen ~as.factor(tid)-1
# i update-kaldet betyder »indsæt venstresiden af Ms modelformel«.
M0 <- update(M, . ~ as.factor(tid)-1)
# anova tester M i forhold til M0; herved fås tallene til tabel 8.6:
anova(M, M0)
```

Vedr. opgaverne

En del af datasættene indgår i R-distributionen. Det gælder:

- ◊ Anscombes data (opgave 8.1):

Skriv `data(anscombe)`. Derved indlæses tallene i en 'data.frame' `anscombe` med de variable `x1`, `x2`, `x3`, `x4`, `y1`, `y2`, `y3` og `y4`, og f.eks. datasæt 1 består så af `anscombe$x1` og `anscombe$y1`.

- ◊ Forbes' data (opgave 8.2):

Skriv `require(MASS)` og derefter `data(forbes)`. Derved indlæses tallene i en 'data.frame' `forbes` med de to variable `bp` ('boiling point') og `pres` ('pressure'). Herefter kan man skrive f.eks. `plot(forbes)` og `lm(pres ~ bp, data=forbes)`

- ◊ Legemsvægt og hjernevægt (opgave 8.4):

Der findes et datasæt af samme art i R-distributionen. Skriv `require(MASS)` og dernæst `data(Animals)`, derved indlæses en 'data.frame' `Animals`. Herefter kan man f.eks. afprøve R's interaktive grafik: skriv `plot(log(Animals))` for at få et plot af logaritmen til hjernevægt mod logaritmen til legemsvægt. Skriv så

```
identify(log(Animals), labels=row.names(Animals))
```

og gå ind på grafikvinduet og venstreklik på et af datapunkterne.

Tabel 8.7 Anscombes data (opgave 8.1).

datasæt 1		datasæt 2		datasæt 3		datasæt 4	
x	y	x	y	x	y	x	y
10	8.04	7	7.26	11	7.81	8	6.58
8	6.95	4	3.10	4	5.39	8	5.76
13	7.58	14	8.10	5	5.73	8	7.71
9	8.81	9	8.77	13	12.74	8	8.84
11	8.33	8	8.14	14	8.84	8	8.47
14	9.96	10	9.14	12	8.15	8	7.04
6	7.24	13	8.74	10	7.46	8	5.25
4	4.26	11	9.26	9	7.11	19	12.50
12	10.84	6	6.13	6	6.08	8	5.56
7	4.82	12	9.13	7	6.42	8	7.91
5	5.68	5	4.74	8	6.77	8	6.89

8.8 Opgaver

Opgave 8.1 (Anscombes data)

I tabel 8.7 er vist fire forskellige sæt af 11 talpar (x, y) der kan underkastes en lineær regressionsanalyse. (Tallene er konstrueret til formålet af Anscombe [3].)

Hvis man ikke tænkte nærmere over det, kunne man måske finde på at bære sig ad som om tallene $y_1, y_2, \dots, y_{11}$ i et givet datasæt var observerede værdier af uafhængige stokastiske variable $Y_1, Y_2, \dots, Y_{11}$ hvor Y_i var normalfordelt med middelværdi $\alpha + \beta x_i$ og varians σ^2 .

1. Udregn for hvert datasæt estimererne $\hat{\alpha}$, $\hat{\beta}$ og s_{02}^2 over parametrene α , β og σ^2 .
2. Lav for hvert datasæt et såkaldt *scatterplot*, dvs. en tegning med punkterne (x_i, y_i) . Indtegn den estimerede regressionslinje.
3. Hvad kan man lære heraf?

Opgave 8.2 (Forbes' barometriske målinger)

Som bekendt aftager lufttrykket med højden over havets overflade, og derfor kan et barometer benyttes som højdemåler. Imidlertid kan man også bestemme højden ved at koge vand, fordi vands kogepunkt aftager med lufttrykket. I 1840'erne og 1850'erne foretog den skotske fysiker Forbes [6] målinger på 17 forskellige lokaliteter i Alperne og i Skotland. Hvert sted bestemte han dels vands kogepunkt, dels luftens tryk (omregnet til lufttrykket ved en standardlufttemperatur). Resultaterne er vist i tabel 8.8 (fra [23]).

1. Lufttrykket er angivet i 'inches Hg'. Nutildags måles lufttryk i hPa (hektopascal = millibar). Hvordan omregner man lufttrykkene til hPa?
Kogepunkterne er angivet i °F. Hvordan omregner man dem til °C?
Tip: Der gælder at 1 inch = 2.54 cm og 760 mm Hg = 1013.250 hPa. Endvidere svarer 0 °C til 32 °F og 100 °C til 212 °F.
2. Meningen med eksperimentet er at undersøge *om* og *hvordan* man kan forudsige lufttrykket (og dermed højden over havet) på grundlag af en bestemmelse af vands kogepunkt. Lav et *scatterplot* for at se *om* det skulle være muligt.

Tabel 8.8 Forbes' barometriske målinger (opgave 8.2). – Kogepunktet er angivet i °F, lufttrykket i 'inches Kviksolv'.

Kogepunkt	Lufttryk
194.5	20.79
194.3	20.79
197.9	22.40
198.4	22.67
199.4	23.15
199.9	23.35
200.9	23.89
201.1	23.99
201.4	24.02
201.3	24.01
203.6	25.14
204.6	26.57
209.5	28.49
208.6	27.76
210.7	29.04
211.9	29.88
212.2	30.06

3. Bestem den rette linje der fitter punkterne bedst.

Indtegn den estimerede linje i figuren.

Hvordan passer linjen til punkterne?

4. Fysikerne kan fortælle os at det måske ikke er lufttrykket selv der afhænger lineært af kogepunktet, men snarere logaritmen til lufttrykket. (Der er med god tilnærmelse en lineær sammenhæng mellem logaritmen til trykket og den reciprokke af den absolutte temperatur T . For tal i den størrelsesorden som vi her har med at gøre, er T^{-1} imidlertid stort set en lineær funktion af T .)

Derfor kan man forsøge sig med logaritmen til lufttrykket i stedet for. Bliver det bedre af det?

Hvis man skal have nogen praktisk fornøjelse af sådanne kogepunktsbestemmelser, er man nødt til at kende den rigtige sammenhæng mellem højde og lufttryk. Sålænge vi holder os til bjerghøjder, aftager lufttrykket eksponentielt med højden, og der gælder at hvis lufttrykket ved havets overflade er p_0 (f.eks. 1013.25 hPa) og lufttrykket i højden h er p_h , så er $h \approx 8150 \text{ m} \cdot \ln \frac{p_0}{p_h}$.

Opgave 8.3 (Hydrolysering af urea i sedimenter)

Talmaterialet til denne opgave stammer fra en undersøgelse af sedimenter fra Norsminde Fjord, foretaget af Bente Lómstein, Institut for genetik og økologi, Århus Universitet.

Formålet med undersøgelsen var at bestemme den rate hvormed *urea* ($\text{CO}(\text{NH}_2)_2$) hydrolyseres til NH_4^+ og CO_2 i sedimentet fra fjorden. En del af undersøgelsen bestod i at man indsprøjtede en spormængde af radioaktivt mærket urea, $^{14}\text{CO}(\text{NH}_2)_2$, i et antal sedimentkerner, og derefter målte man hvor meget $^{14}\text{CO}_2$ der udskiltes på forskellige tidspunkter.

Tabel 8.9 Opgave 8.3: Den specifikke aktivitet i sedimentprøver efter forskellige antal minutters forløb.

tid x	specifik aktivitet y				
28.5	3.115	3.775	7.583	5.318	4.301
72.0	7.683	6.642	9.525	6.239	6.117
109.0	9.161	10.234	6.640	7.468	9.322
141.0	7.856	11.987	6.986	9.773	9.419

Tabel 8.10 Opgave 8.3: Nogle hjælpestørrelser.

i	$n_i x_i$	$n_i \bar{y}_i$	$n_i x_i \bar{y}_i$	$n_i x_i^2$	$\sum_j y_{ij}^2$	$\sum_j (y_{ij} - \bar{y}_i)^2$
1	142.5	24.092	686.622	4061.25	128.235464	12.150571
2	360.0	36.206	2606.832	25920.00	270.213088	8.038201
3	545.0	42.825	4667.925	59405.00	375.418985	8.622860
4	705.0	46.021	6488.961	99405.00	438.438191	14.851703
sum	1752.5	149.144	14450.340	188791.25	1212.305728	43.663335

Der blev indsprøjet $^{14}\text{CO}(\text{NH}_2)_2$ i 20 sedimentkerner, og efter henholdsvis 28,5, 72, 109 og 141 minutters forløb udtog man fem af disse kerner og målte den specifikke aktivitet af $^{14}\text{CO}_2$. Måleresultaterne ses i tabel 8.9, hvor $^{14}\text{CO}_2$ -aktiviteten angives i dpm (disintegrations per minute) pr. μl porevandsprøve.

1. Lav en tegning der viser de faktiske måleresultater efter de forskellige antal minutters forløb.
2. Undersøg ved hjælp af en ensidet variansanalyse om der er signifikant forskel på den specifikke aktivitet efter de forskellige antal minutters forløb.
3. Man har en formodning om at den specifikke aktivitet afhænger lineært af tiden. – Estimér regressionslinjen og indtegn den i figuren.
4. Da der er flere målinger til hvert tidspunkt, kan man udføre et numerisk test for om den specifikke aktivitet afhænger lineært af tiden. Gør det.
5. Hvor stor er middelfejlen på de estimerede parametre?

I tabel 8.10 er opgivet forskellige hjælpestørrelser, og tabel 8.11 viser (dele af) et variansanalyse-skema; indholdet af disse tabeller kan måske være til hjælp ved besvarelsen af de ovenstående spørgsmål.

Opgave 8.4 (Pattedyrs legemsvægt og hjernevægt)

Man kunne umiddelbart forestille sig at store dyr har en større hjerne end små dyr – eller er det måske de mere intelligente dyr der har de store hjerner? I tabel 8.12 på næste side vises den gennemsnitlige legemsvægt og den gennemsnitlige hjernevægt for et antal pattedyr (fra [1], jf.

Tabel 8.11 Opgave 8.3: Dele af et variansanalyse-skema.

Variation	f	SS	s^2
inden for grupper	16	43.663335	2.73
mellem grupper	3	56.445756	18.82
total	19	100.109091	5.27
inden for grupper	16	43.663335	2.73
gruppernes variation omkring regressionslinjen	2	2.261966	1.13
omkring regressionslinjen	18	45.925301	2.55
regressionslinjen	1	54.183790	54.18
total	19	100.109091	5.27

også [23]). Dyrene er ordnet efter legemsvægt. Opgaven er nu at undersøge hvordan hjernens vægt afhænger af legemsvægten.

1. Hvordan vil et scatterplot af hjernevægt mod legemsvægt (dvs. med legemsvægt som x og hjernevægt som y) se ud?
Man vil få en mere overskuelig fremstilling af tallene ved at afsætte *logaritmen* til hjernevægt mod *logaritmen* til legemsvægt, se figur 8.3 side 130.
2. Nogle biologer mener at der kunne tænkes at gælde en relation af typen

$$\text{hjernevægt} = \text{konstant} \cdot \text{legemsvægt}^{2/3} \quad (8.7)$$

Begrundelsen skulle være at hjernens størrelse og dermed vægt er proportional med dyrets overflade (der skal være nerveforbindelser ud til alle punkter på overfladen), hvorimod legemets vægt er proportional med dyrets rumfang. Da overflade er proportional med rumfang $^{2/3}$, når man alt i alt til formel (8.7).

- a) Præcisér dette argument.
TIP: Hvis man havde et matematisk model-dyr som var kugleformet eller terningeformet, så kunne man let finde både dets overflade og dets rumfang.
Hvad med rigtige dyr?
 - b) Hvis formel (8.7) gælder, hvilken sammenhæng er der da mellem logaritmen til hjernevægt og logaritmen til legemsvægt?
Hvordan harmonerer formodningen (8.7) med de observerede data? (Det har næppe mening at udregne en teststørrelse – for hvad er den statistiske model? Men til orientering kan det oplyses at hypotesen $H : \beta = \beta_0$ i den sædvanlige regressionsmodel testes med $t = \frac{\hat{\beta} - \beta_0}{\sqrt{s_{02}^2/SS_x}}$ der er t -fordelt med $n - 2$ frihedsgrader.)
3. Hvordan kan man generelt finde den bedste rette linje med en given hældning β_0 ?
TIP: $y = \alpha + \beta_0 x \Leftrightarrow y - \beta_0 x = \alpha$.
 4. Find i det konkrete eksempel den bedste rette linje (i log-log figuren) med hældning $2/3$ og indtegn den. (Gennemsnittet af værdierne af $\ln(\text{legemsvægt})$ er 1.338 og gennemsnittet af værdierne af $\ln(\text{hjernevægt})$ er 3.140.)

Tabel 8.12 Legemsvægt og hjernevægt for 62 pattedyrearter.

art	legemsvægt (kg)	hjernevægt (g)
afrikansk elefant	6654.000	5712.00
asiatisk elefant	2547.000	4603.00
giraf	529.000	680.00
hest	521.000	655.00
ko	465.000	423.00
okapi	250.000	490.00
gorilla	207.000	406.00
svin	192.000	180.00
æsel	187.100	419.00
brasiliansk tapir	160.000	169.00
jaguar	100.000	157.00
gråsæl	85.000	325.00
menneske	62.000	1320.00
kæmpebæltedyr	60.000	81.00
får	55.500	175.00
chimpanse	52.160	440.00
gråulv	36.330	119.50
kænguru	35.000	56.00
ged	27.660	115.00
rådyr	14.830	98.20
bavian	10.550	179.50
husarabe	10.000	115.00
rhesusabe	6.800	179.00
vaskebjørn	4.288	39.20
rød ræv	4.235	50.40
grøn marekat	4.190	58.00
gulbuget murmeldyr	4.050	17.00
klippegrævling ^a	3.600	21.00
nibæltet bæltedyr	3.500	10.80
pungodder	3.500	3.90
polarræv	3.385	44.50
kat	3.300	25.60
myrepindsvin	3.000	25.00
kanin	2.500	12.10
trægrævling ^b	2.000	12.30
nordamerikansk opossum	1.700	6.30
kuskus	1.620	11.40
genette	1.410	17.50
plump-lori	1.400	12.50

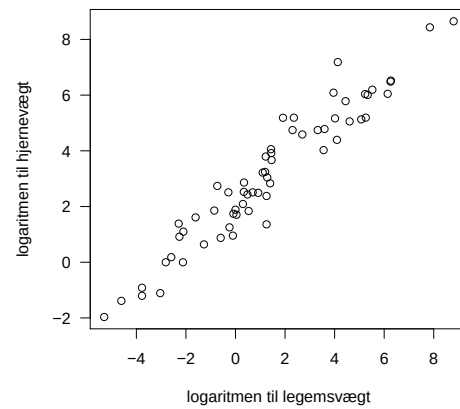
^a *Procavia habessinica*^b *Dendrohyrax*

(fortsættes)

(tabel 8.12 fortsat)

art	legemsvægt (kg)	hjernevægt (g)
bæveregern	1.350	8.10
marsvin	1.040	5.50
afrikansk kæmpepungrotte	1.000	6.60
arktisk jordegern ^a	0.920	5.70
børstesvin	0.900	2.60
pindsvin	0.785	3.50
klippegrævling ^b	0.750	12.30
ørkenpindsvin	0.550	2.40
natabe	0.480	15.50
chinchilla	0.425	6.40
rotte	0.280	1.90
galago	0.200	5.00
muldvarpegnaver	0.122	3.00
guldhamster	0.120	1.00
træspidsmus	0.104	2.50
egern	0.101	4.00
østamerikansk muldvarp	0.075	1.20
stjernemuldvarp	0.060	1.00
bisamrotte	0.048	0.33
stor brun flagermus	0.023	0.30
mus	0.023	0.40
lille brun flagermus	0.010	0.25
lille korthalet spidsmus	0.005	0.14

^a *Citellus (Spermophilus) undulatus ablusus*^b *Heterohyrax brucci*



Figur 8.3 Opgave 8.4: Logaritmen til hjernevægt afsat mod logaritmen til legemsvægt.

9 Multipel lineær regressionsanalyse

OFTEN ØNSKER MAN AT OPBYGGE EN REGRESSIONSMODEL DER INDDRAGER MERE END ÉN FORKLARENDE VARIABLE. Vi vil i dette kapitel betragte den situation hvor der for hvert af et antal »individer« foreligger dels en observation y , dels værdier $x_1, x_2, \dots, x_p$ af p baggrundsvARIABLE. Til individ nr. i hører observationen y_i og værdierne $x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ip}$ af de forklarende variable. Skematisk ser det sådan ud:

baggrundsvARIABLE				observation
x_{11}	x_{12}	$\dots$	x_{1p}	y_1
x_{21}	x_{22}	$\dots$	x_{2p}	y_2
$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$	$\vdots$
x_{n1}	x_{n2}	$\dots$	x_{np}	y_n

Den statistiske model for y -erne indrettes på følgende måde:

- ◊ Tallene $y_1, y_2, \dots, y_n$ er observerede værdier af stokastiske variable $Y_1, Y_2, \dots, Y_n$.
- ◊ De stokastiske variable $Y_1, Y_2, \dots, Y_n$ er uafhængige og normalfordelte med samme varians σ^2 .
- ◊ x -erne betragtes som faste tal – de er altså ikke observerede værdier af stokastiske variable.
- ◊ Middelværdien af den i -te måling kan skrives som $\alpha + x_{i1}\beta_1 + x_{i2}\beta_2 + \dots + x_{ip}\beta_p$, dvs. som en linearkombination af $p + 1$ ukendte parametre $\alpha, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$ med koefficienterne $x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ip}$:

$$E Y_i = \alpha + \sum_{j=1}^p x_{ij}\beta_j, \quad i = 1, 2, \dots, n.$$

Af æstetiske grunde indfører man gerne en ekstra baggrundsvARIABLE x_0 der er lig med 1 for alle i , og samtidig kalder man α for β_0 . Så kan man nemlig skrive $\alpha + \sum_{j=1}^p x_{ij}\beta_j$ som

$$\sum_{j=0}^p x_{ij}\beta_j, \text{ og modellen kan kort formuleres som } E Y_i = \sum_{j=0}^p x_{ij}\beta_j \text{ eller bedre}$$

$$Y_i \sim \mathcal{N}\left(\sum_{j=0}^p x_{ij}\beta_j, \sigma^2\right). \quad (9.1)$$

Denne model er en såkaldt *multipel lineær regressionsmodel*. Den beskriver y -ernes systematiske variation ved hjælp af de $p + 1$ parametre $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$ plus de kendte konstanter x_{ij} , og den beskriver den tilfældige variation ved hjælp af normalfordelingen og variansparameteren σ^2 .

9.1 Estimation af parametrene

Som altid estimeres modellens parametre ved at maksimere likelihoodfunktionen der i dette tilfælde er

$$\begin{aligned} L(\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p, \sigma^2) &= \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \left(y_i - \sum_{j=0}^p x_{ij}\beta_j\right)^2\right) \\ &= \left(\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}}\right)^n \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n \left(y_i - \sum_{j=0}^p x_{ij}\beta_j\right)^2\right). \end{aligned}$$

Heraf ses at de bedste estimater over β -erne er dem der minimaliserer kvadratsummen

$$\sum_{i=1}^n \left(y_i - \sum_{j=0}^p x_{ij}\beta_j\right)^2.$$

De generelle metoder til minimalisering af funktioner af flere variable fortæller at minimumspunktet findes som det punkt hvor alle de $p + 1$ partielle afledede mht. de $p + 1$ β -er er lig 0. Hvis man skriver op hvad det betyder og omskriver en smule, når man frem til $p + 1$ ligninger med de $p + 1$ ubekendte $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$. Den j -te af disse såkaldte *estimationsligninger* er

$$a_{j0}\beta_0 + a_{j1}\beta_1 + a_{j2}\beta_2 + \dots + a_{jp}\beta_p = \sum_{i=1}^n x_{ij}y_i$$

hvor $a_{jk} = \sum_{i=1}^n x_{ij}x_{ik}$, $j = 0, 1, 2, \dots, p$; $k = 0, 1, 2, \dots, p$. Ved at løse de $p + 1$ ligninger får man estimaterne $\widehat{\beta}_0, \widehat{\beta}_1, \widehat{\beta}_2, \dots, \widehat{\beta}_p$.

(I matrix-notation kan estimationsligningerne skrives kort som $(X'X)\beta = X'y$ med løsning $\widehat{\beta} = (X'X)^{-1}X'y$.)

Estimationsligningerne har »som oftest« netop én løsning. Undertiden er der uendelig mange løsninger; det er tilfældet hvis en af de forklarende variable er overflødig i den forstand at den ikke indeholder anden information end hvad der allerede er indeholdt i de øvrige. – Mere præcist gælder at ligningerne har en entydig løsning hvis og kun hvis det ikke er muligt at udtrykke nogen af de forklarende variable som en linearkombination af de øvrige. I sådanne situationer plejer man at fjerne den eller de overflødige variable.

Sluttelig kan man udregne residualkvadratsummen $\sum_{i=1}^n \left(y_i - \sum_{j=0}^p x_{ij}\widehat{\beta}_j\right)^2$ og variansestimateret

$$s_0^2 = \frac{1}{n - (p + 1)} \sum_{i=1}^n \left(y_i - \sum_{j=0}^p x_{ij}\widehat{\beta}_j\right)^2 \quad (9.2)$$

der har $n - (p + 1)$ frihedsgrader.

9.2 Modelkontrol

I tilfældet $p = 1$, dvs. simpel lineær regression, kan man kontrollere modellen ved hjælp af enkle tegninger. Det lader sig ikke gøre når p er større end 1, så der må man finde på andre metoder. En ting der er fornuftig at foretage sig, er at udregne *residualerne*

$$e_i = y_i - \sum_{j=0}^p x_{ij}\widehat{\beta}_j$$

og se hvordan de fordeler sig. Hvis modellen (9.1) er rigtig, er de teoretiske residualer

$y_i - \sum_{j=0}^p x_{ij}\beta_j$ uafhængige $\mathcal{N}(0, \sigma^2)$ -fordelte. Vi kender kun de empiriske residualer

$e_1, e_2, \dots, e_n$; det kan vises at hvis modellen er rigtig, så vil de empiriske residualer være $\mathcal{N}(0, \sigma^2)$ -fordelte og næsten uafhængige – jo flere frihedsgrader der er, jo mere uafhængige er de. Man kan derfor udføre forskellige residualplot der måske kan afsløre om residualerne er nogenlunde uafhængige og normalfordelte.

I afsnit 8.5 omtales et numerisk test for linearitetshypotesen. Dette test kunne udføres når der var flere y -værdier til hvert enkelt x , idet man så kunne indføre nogle grupper og bestemme en variation inden for grupper. Når der er tale om *multipel* regressionsanalyse kan man gøre noget tilsvarende, forudsat at der er flere y -værdier for hvert enkelt sæt værdier $(x_1, x_2, \dots, x_p)$ af de forklarende variable. Denne forudsætning er sædvanligvis kun opfyldt hvis man har sørget for det ved planlægningen af forsøget.

Variansskønnet s_0^2

Størrelsen af variansskønnet s_0^2 fortæller *ikke* noget om hvor godt modellen passer, kun noget om hvor meget punkterne varierer omkring regressionsfladen; en stor værdi af s_0^2 kan meget vel skyldes at der simpelthen er stor tilfældig variation på den slags y -målinger som man nu har med at gøre, modellens øvrige kvaliteter ufortalte.

Derimod kan det undertiden være fornuftigt at benytte størrelsen af s_0^2 som kriterium når man skal udvælge baggrundsvariable. Hvis der eksempelvis er 20 baggrundsvariable at vælge imellem, og man har besluttet sig for højest at ville have tre med i sin model, så kan det være fornuftigt at vælge de tre der giver den mindste s_0^2 . Man bør dog også skele

til om de tre der derved bliver udvalgt, virker som fornuftige baggrundvariable i den givne sammenhæng.

Determinationskoefficienten R^2

Nogle brugere af regressionsanalyse er meget begejstrede for den såkaldte *determinationskoefficient* R^2 eller *kvadratet på den multiple korrelationskoefficient*, der i en vis forstand udtaler sig om graden af overensstemmelse mellem de observerede værdier $y_1, y_2, \dots, y_n$

og de fittede værdier $\hat{y}_i = \sum_{j=0}^p x_{ij}\hat{\beta}_j$. Man kan udregne R^2 efter en af følgende to formler:

$$R^2 = \frac{\left(\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})(\hat{y}_i - \bar{y})\right)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 \cdot \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2}, \quad (9.3)$$

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}. \quad (9.4)$$

Formel (9.3) viser at R^2 er kvadratet på korrelationskoefficienten mellem de observerede og de fittede værdier. Formel (9.4) viser at R^2 er et udtryk for hvor stor en del af den samlede variation omkring totalgennemsnittet der beskrives af modellen. Der er dem der mener at R^2 derfor også er et udtryk for hvor godt modellen passer, men prøv så at udregne R^2 for de fire datasæt i opgave 8.1!

Bemærk at R^2 kun kan benyttes når der er et konstantled med i regressionen.

9.3 Udvalgelse af baggrundvariable

Undertiden foreligger der et større sortiment af baggrundvariable, og i første omgang kunne man måske fristes til at tro at jo flere baggrundvariable man inddrager, jo bedre. Det er selvfølgelig rigtigt at jo flere baggrundvariable man medtager, jo nøjagtigere et fit kan man få, men det er ikke nødvendigvis det der er meningen med at benytte en statistisk model. Formålet med at benytte statistiske modeller er at få en *reduktion* af data, og det vil blandt andet sige at man skal stræbe efter en statistisk model med væsentligt færre baggrundvariable (og dermed parametre) end antallet af observationer. I det hele taget skal man holde sig det princip efterretteligt som går under navnet *Ockhams ragekniv*, og som siger at man ikke skal antage eksistensen af flere ting end nødvendigt.

Det kan forekomme at man har mange flere baggrundvariable end man med rimelighed kan have med i modellen, og så er man stillet over for den opgave at udvælge en passende delmængde af dem. Det første kriterium må da være at man kun bør medtage variable der kan tænkes at have noget at gøre med den y -variabel der er tale om. Derudover skal man have fat i et sæt baggrundvariable der gør s_0^2 forholdsvis lille. Bemærk i denne forbindelse at man i udtrykket for s_0^2 tager hensyn til antallet af baggrundvariable (formel (9.2)).

Når man skal afgøre hvilke baggrundvariable der måske kan undværes, kan man benytte sig af at man for hver enkelt variabel med et t -test kan vurdere om den tilsvarende parameter er signifikant forskellig fra 0, dvs. om variablen har en signifikant virkning. Antag f.eks. at man har en model med p baggrundvariable samt en konstant, og at man ønsker at undersøge om variabel nr. k behøver være med i modellen. Så udregner man

$$t = \frac{\hat{\beta}_k}{\text{estimeret middelfejl på } \hat{\beta}_k}$$

og sammenholder resultatet med t -fordelingen med $n - (p + 1)$ frihedsgrader (t -teststørrelsen arver sit frihedsgradsantal fra s_0^2). Hvis t er tæt på nul, vil man acceptere hypotesen om at β_k er nul, og det betyder at man kan se bort fra baggrundsvARIABLE nr. k og altså gå videre med en reduceret model med kun $p - 1$ baggrundvariable; hvis t er langt fra nul, er $\hat{\beta}_k$ signifikant forskellig fra 0, dvs. baggrundsvARIABLE nr. k har en signifikant virkning og skal derfor forblive i modellen.

Eksempel 9.1 (Indianere i Peru)

Ændringer i menneskers livsbetingelser kan give sig udslag i fysiologiske ændringer, eksempelvis i ændret blodtryk.

En gruppe antropologer har undersøgt hvordan blodtrykket ændrer sig hos peruvianske indianere der flyttes fra deres oprindelige primitive samfund i de høje Andesbjerge til den såkaldte civilisation, dvs. storbyen, der i øvrigt ligger i langt mindre højde over havets overflade end deres oprindelig bopæl ([5], her citeret efter [19]). Antropologerne udvalgte en stikprøve på 39 mænd over 21 år der havde undergået en sådan flytning. På hver af disse målte blodtrykket (både det systoliske og det diastoliske) samt en række baggrundsvARIABLE, heriblandt alder, antal år siden flytningen, højde, vægt og puls. Dertil kommer en beregnet baggrundsvARIABLE, nemlig »brøkdelen af livet i de nye omgivelser«, dvs. antal år siden flytning divideret med nuværende alder. Man forestillede sig at denne baggrundsvARIABLE kunne have stor »forklaringsevne«.

Her vil vi ikke se på hele talmaterialet, men kun på *blodtrykket* (det systoliske) der skal optræde som y -variabel, og på de to x -variable *brøkdelen af livet i de nye omgivelser* og *vægt*. Disse er angivet i tabel 9.1 (fra [19]).

Antropologerne mener at x_1 (brøkdelen af livet i de nye omgivelser) er et godt mål for hvor længe personerne har levet i de civiliserede omgivelser, og at det derfor må være interessant at se hvor godt x_1 kan forklare blodtrykket y . Første skridt er derfor at fitte en simpel lineær regressionsmodel med x_1 som forklarende variabel. Man finder den estimerede regressionslinje til $y = 134 - 16x_1$; det tilhørende variansestimater er 163 med 37 frihedsgrader.

Tabel 9.1 Indianere i Peru: Sammenhørende værdier af y : systolisk blodtryk (mm Hg), x_1 : brøkdæl af livet i de nye omgivelser, og x_2 : vægt (kg).

y	x_1	x_2	y	x_1	x_2
170	0.048	71.0	114	0.474	59.5
120	0.273	56.5	136	0.289	61.0
125	0.208	56.0	126	0.289	57.0
148	0.042	61.0	124	0.538	57.5
140	0.040	65.0	128	0.615	74.0
106	0.704	62.0	134	0.359	72.0
120	0.179	53.0	112	0.610	62.5
108	0.893	53.0	128	0.780	68.0
124	0.194	65.0	134	0.122	63.4
134	0.406	57.0	128	0.286	68.0
116	0.394	66.5	140	0.581	69.0
114	0.303	59.1	138	0.605	73.0
130	0.441	64.0	118	0.233	64.0
118	0.514	69.5	110	0.432	65.0
138	0.057	64.0	142	0.409	71.0
134	0.333	56.5	134	0.222	60.2
120	0.417	57.0	116	0.021	55.0
120	0.432	55.0	132	0.860	70.0
114	0.459	57.0	152	0.741	87.0
124	0.263	58.0			

Hvis man i et koordinatsystem afsætter y mod x_1 , viser det sig imidlertid, se figur 9.1, at det bestemt ikke virker særlig rimeligt at hævde at (middelværdien af) y afhænger lineært af x_1 . Derfor må man give sig til at overveje om andre af de målte baggrundsvARIABLE med fordel kan inddrages.

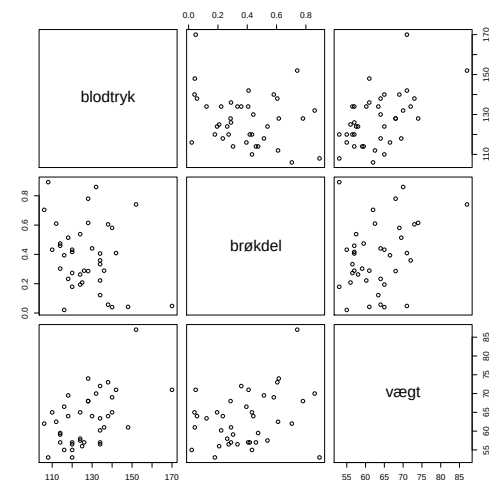
Nu ved man at en persons *vægt* har betydning for den pågældendes blodtryk, så næste modelforslag er en multipel regressionsmodel med både x_1 og x_2 som forklarende variable. Estimererne over parametrene β_0 , β_1 og β_2 i regressionsligningen $y = \beta_0 + x_1\beta_1 + x_2\beta_2$ bestemmes som løsning til estimationsligningerne (jf. side 132)

$$\begin{aligned} 39\beta_0 + 15.066\beta_1 + 2463.20\beta_2 &= 4969 \\ 15.066\beta_0 + 7.826896\beta_1 + 969.7395\beta_2 &= 1887.944 \\ 2463.20\beta_0 + 969.7395\beta_1 + 157488.16\beta_2 &= 315680.8 \end{aligned}$$

Man finder at $\hat{\beta}_0 = 60.8775$, $\hat{\beta}_1 = -26.78738$ og $\hat{\beta}_2 = 1.21726$, så den estimerede regressionsligning er $y = 61 - 27x_1 + 1.2x_2$, og variansestimateret bliver denne gang 96 med 36 frihedsgrader.

Det ses at ved at inddrage x_2 er variansen gået drastisk ned, fra 163 til 96. Deraf kan man dog ikke slutte at den nye regressionsligning giver en *god* beskrivelse af data, kun at den er bedre end den forrige. Man bør undersøge residualerne for at kunne vurdere modellens kvalitet – det vil vi nu ikke gøre her.

Når man lader et statistikprogram foretage udregningerne, vil man også få oplyst parameterestimaternes middelfejl (eng.: 'standard error') og få at vide om parametrene hver især er



Figur 9.1 Indianere i Peru: Scatterplot-matrix over de tre variable systolisk blodtryk, brøkdæl af livet i de nye omgivelser, og vægt.

signifikant forskellige fra 0. I det konkrete tilfælde får man at vide at når man kun bruger x_1 , så er koefficienten til x_1 *ikke* signifikant forskellig fra 0, men når man benytter både x_1 og x_2 , så er alle koefficienter signifikant forskellige fra 0. Det kan man udlægge på den måde at blodtrykket afhænger signifikant af både x_1 og x_2 således at jo længere man har levet i de nye omgivelser, jo lavere blodtryk, og jo større vægt man har, jo højere blodtryk; *men* da det nok også er sådan at jo længere tid man har boet i »civilisationen«, desto mere vejer man, så vil de to virkninger udjævne hinanden hvis man ikke sørger for at inddrage begge forklarende variable.

9.4 Regn og tegn

Peru-eksemplet

Her er en udskrift af en R-session hvor Peru-tallene (eksempel 9.1) analyseres. Datamaterialet indlæses fra en fil ved navn peru.dat; de første linjer i denne fil er

```
blodtryk del vægt
170 0.048 71.0
120 0.273 56.5
125 0.208 56.0
148 0.042 61.0
```

Her er R-kørslen (brugeren har skrevet de linjer der begynder med `>`, scatterplot-matricen fremstilles med funktionen `pairs`, regressionsmodellerne fittes med `lm`):

```
> peru <- read.table("peru.dat", nrows = 50, header = TRUE)

> pairs(peru, labels = c("blodtryk", "brøkdæl", "vægt"))

> summary(M1 <- lm(blodtryk ~ del, data = peru))

Call:
lm(formula = blodtryk ~ del, data = peru)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-17.166 -10.983  -1.020   6.846  37.259

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  133.497     4.038  33.059  <2e-16 ***
del          -15.756     9.014  -1.748   0.0888 .
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 12.77 on 37 degrees of freedom
Multiple R-Squared:  0.07628,    Adjusted R-squared:  0.05131
F-statistic: 3.055 on 1 and 37 DF,  p-value: 0.08877

> summary(M2 <- update(M1, . ~ del + vægt))

Call:
lm(formula = blodtryk ~ del + vægt, data = peru)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-18.427  -7.299   0.909   5.722  23.983

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  60.8775     14.2785   4.264 0.000139 ***
del         -26.7874     7.2180  -3.711 0.000694 ***
vægt         1.2173     0.2337   5.209 7.91e-06 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 9.775 on 36 degrees of freedom
Multiple R-Squared:  0.4733,    Adjusted R-squared:  0.4441
F-statistic: 16.18 on 2 and 36 DF,  p-value: 9.725e-06
```

Tabel 9.2 Opgave 9.1: Flowraten i forskellige vanddybder.

dybde	flowrate
0.34	0.636
0.29	0.319
0.28	0.734
0.42	1.327
0.29	0.487
0.41	0.924
0.76	7.350
0.73	5.890
0.46	1.979
0.40	1.124

```
> anova(M1, M2)
Analysis of Variance Table

Model 1: blodtryk ~ del
Model 2: blodtryk ~ del + vægt
   Res.Df  RSS Df Sum of Sq    F Pr(>F)
1      37 6033.2
2      36 3440.0  1    2593.3 27.139 7.91e-06 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

Vedr. opgave 9.2

Data til opgave 9.2 følger med R-programmet. Skriv `data(trees)` for at hente dem ind i arbejdsområdet, og skriv `trees` for at se tallene. Man kan få hjælp med `?trees`.

9.5 Opgaver

Opgave 9.1 (Vands strømningsforhold i en flod)

I forbindelse med en undersøgelse af vands strømningsforhold i en flod har man på et bestemt sted målt flowraten i forskellige dybder. Flowraten er den mængde vand der passerer et givet tværsnit af floden i et givet tidsrum (så den måles altså i f.eks. m^3 pr. m^2 pr. sekund). Måleresultaterne ses i tabel 9.2.

Opgaven er at give en simpel beskrivelse af sammenhængen mellem flowrate og vanddybde. (Hydrologer kan sikkert opstille fornemme differentiaalligningsmodeller der beskriver denne sammenhæng, forudsat at flodens sider og bund ikke er alt for uregelmæssige. Det er slet ikke det vi er ude efter her. Statistikeren søger blot efter en simpel beskrivelse af de empiriske data.)

1. Lav et scatterplot af flowrate mod dybde. Ser punkterne ud til at ligge på en ret linje?
2. Beregn den bedste rette linje og indtegn den (det er altid lettere at vurdere om punkter ligger omkring en bestemt kurve når man har kurve og punkter i samme tegning).

Tabel 9.3 Opgave 9.2: Diameter d (i inches), højde h (i feet) og rumfang v (i kubikfeet) for 31 sortkirsebærtræer.

d	h	v	d	h	v
8.3	70	10.3	12.9	85	33.8
8.6	65	10.3	13.3	86	27.4
8.8	63	10.2	13.7	71	25.7
10.5	72	16.4	13.8	64	24.9
10.7	81	18.8	14.0	78	34.5
10.8	83	19.7	14.2	80	31.7
11.0	66	15.6	14.5	74	36.3
11.0	75	18.2	16.0	72	38.3
11.1	80	22.6	16.3	77	42.6
11.2	75	19.9	17.3	81	55.4
11.3	79	24.2	17.5	82	55.7
11.4	76	21.0	17.9	80	57.3
11.4	76	21.4	18.0	80	51.5
11.7	69	21.3	18.0	80	51.0
12.0	75	19.1	20.6	87	77.0
12.9	74	22.2			

3. Man kunne forestille sig at en andengradscurve ville give en bedre beskrivelse af punkterne. Opstil og løs de estimationsligninger der bestemmer den bedste andengradscurve.

Tip: Dvs. foretag en multipel regression med de to forklarende variable $x_1 = \text{dybde}$ og $x_2 = \text{dybde}^2$.

Er andengradskurven bedre end den rette linje? Hvorfor?

4. Hvad er konklusionen mht. sammenhængen mellem flowrate og vanddybde?

Opgave 9.2 (Træers rumfang)

Inden for skovbruget er man interesseret i at kunne vurdere et træs indhold af tømmer, dvs. dets rumfang, uden alt for stort besvær. Nogle størrelser der er nemme at bestemme, er diameter og højde, og det ville være praktisk hvis man kunne forudsige et træs rumfang så nogenlunde ud fra disse to størrelser.

Man har derfor målt diameteren d (i en højde af 4.5 feet over jorden), højden h og rumfanget (volumenet) v for 31 træer af en bestemt slags (sortkirsebærtræer i Allegheny National Forest, Pennsylvania). Resultaterne er vist i tabel 9.3 (fra [19], oprindelig fra [14]).

Opgaven er nu at undersøge, om man med en simpel statistisk model kan bestemme v ud fra kendskab til d og h , og i givet fald hvordan og hvor godt.

Tip: Der er mulighed for forskellige regressionsanalyser. Man kan også prøve at udnytte at rumfang er noget med højde gange tværsnitsareal.

10 Logistisk regression

I KAPITEL 3 BESKÆFTIGEDE VI OS MED sammenligning af binomialfordelinger og så hvordan man vurderer om der er en signifikant forskel på dem. I nogle situationer er man imidlertid ikke udelukkende interesseret i at vurdere om der er en forskel eller ej, man vil også gerne kunne give en nærmere beskrivelse af forskellen. Vi skal i det følgende vise hvordan man kan indbygge baggrundsvARIABLE i modellen for derved måske at blive i stand til at beskrive forskellen mellem de pågældende binomialfordelinger. Kapitlet kan desuden ses som et lidt større eksempel på statistisk modelbygningsarbejde.

Som gennemgående eksempel benytter vi endnu engang rismelsbille-eksemplet, nu en større del: I en undersøgelse (jf. [16]) af insekters reaktion over for insektgiften pyrethrum har man udsat nogle rismelsbiller (*Tribolium castaneum*) for forskellige mængder gift og derpå set hvor mange der var døde efter 13 dages forløb. Der er fire forskellige giftkoncentrationer, og forsøget er udført dels på han-biller, dels på hun-biller. Resultaterne (i reduceret form) ses i tabel 10.1.

10.1 Grundmodellen

Der indgår $144 + 69 + 54 + \dots + 47 = 641$ biller i forsøget. Hver bille har et bestemt køn (to muligheder) og bliver udsat for en bestemt giftosis (fire muligheder), og i løbet af forsøget er billen enten død eller har overlevet.

Første skridt i modelleringsprocessen består i at gøre sig klart hvilken status de forskellige størrelser skal have i modellen:

- ◊ Størrelserne dosis og køn er baggrundsvARIABLE der er benyttet til at inddele billerne i $2 \cdot 4 = 8$ grupper, idet man forestiller sig at dosis og køn kan have betydning for billens overlevelse; måske endda selve talværdierne af dosis har betydning.
- ◊ Totalantallene (144, 69, 54, 50, 152, 81, 44, 47) er kendte konstanter, nemlig antal biller i de enkelte grupper.
- ◊ Antal døde (43, 50, 47, 48, 26, 34, 27, 43) er observerede værdier af stokastiske variable.

For at få en idé om talmaterialets beskaffenhed kan man lave nogle simple udregninger (tabel 10.2) og tegninger (figur 10.1).

Tabel 10.1 Rismelsbillers overlevelse: Tabellen viser *antal døde / totalantal* for hvert køn og for fire forskellige doser (mg/cm²).

dosis	M	F
0.20	43/144	26/152
0.32	50/ 69	34/ 81
0.50	47/ 54	27/ 44
0.80	48/ 50	43/ 47

Tabel 10.2 Rismelsbillers overlevelse: Observeret dødssandsynlighed (relativ hyppighed) i hver af de otte grupper.

dosis	M	F
0.20	0.30	0.17
0.32	0.72	0.42
0.50	0.87	0.61
0.80	0.96	0.91

For hver af de otte grupper er det nærliggende at foreslå at beskrive »antal døde« som en observation fra en binomialfordeling med en antalsparameter der er det samlede antal biller i den pågældende gruppe, og med en (ukendt) sandsynlighedsparameter der skal fortolkes som sandsynligheden for at en bille af det pågældende køn dør af giften doseret i den pågældende koncentration. Her er det ikke så interessant blot at få at vide om der er en signifikant forskel på grupperne eller ej, det ville være langt mere spændende hvis man kunne give en nærmere beskrivelse af hvordan sandsynligheden for at dø afhænger af giftkoncentrationen, og hvis man kunne udtale sig om hvorvidt giften virker ens på hanner og hunner. Vi indfører noget notation og præciserer modellen:

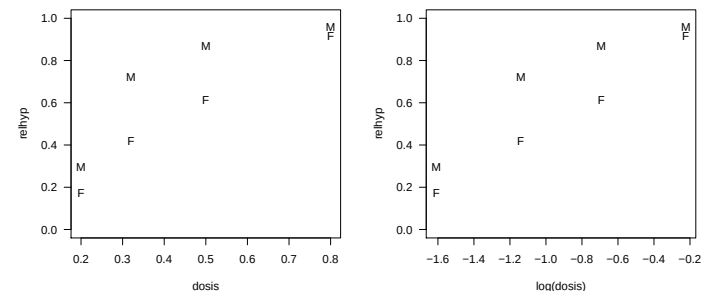
1. I den gruppe der svarer til dosis d og køn k , er der n_{dk} biller hvoraf y_{dk} døde; her gennemløber d mængden $\{0.20, 0.32, 0.50, 0.80\}$ og k mængden $\{M, F\}$.
2. Det antages at y_{dk} er en observation af en stokastisk variabel Y_{dk} som er binomialfordelt med kendt antalsparameter n_{dk} og med sandsynlighedsparameter p_{dk} .
3. Det antages desuden at de enkelte Y_{dk} -er er stokastisk uafhængige.

Opgaven er at finde en model der fortæller hvordan p_{dk} afhænger af d og k . Først vil vi se på hvordan man modellerer dosisafhængigheden.

10.2 En dosis-respons model

Hvordan er sammenhængen mellem giftkoncentrationen (dosis) d og sandsynligheden p_d for at en bille dør ved denne dosis? Hvis man vidste en hel masse om hvordan netop dette giftstof virker i billeorganismen, kunne man formentlig give et velbegrunder forslag til hvordan sandsynligheden afhænger af dosis. Men den statistiske modelbyggers tilgang til problemet er af en langt mere jordbunden og pragmatisk karakter, som vi nu skal se.

I eksemplet har eksperimentator valgt nogle tilsyneladende mærkværdige dosis-værdier (0.20, 0.32, 0.50 og 0.80). Hvis man ser nærmere efter, opdager man dog at der næsten er tale om en kvotientrække, idet kvotienten mellem hvert tal og det næste er næsten den samme, nemlig 1.6. Det tager den statistiske modelbygger som et fingerpeg om at dosis antagelig skal måles på en logaritmisk skala, dvs. man skal interessere sig for



Figur 10.1 Rismelsbillers overlevelse: Observeret dødssandsynlighed (relativ hyppighed) som funktion af dosis (venstre delfigur) og logaritmen til dosis (højre delfigur), for hvert køn.

hvordan sandsynligheden for at dø afhænger af logaritmen til dosis. Dette er grunden til at figur 10.1 også viser de relative hyppigheder afsat mod logaritmen til dosis.

Vi skal modellere sandsynlighedernes afhængighed af baggrundsvariablen $\ln d$. En af de simpleste former for afhængighed er lineær afhængighed. Imidlertid ville det være en dårlig idé at foreslå at p_d skulle afhænge lineært af $\ln d$, altså at $p_d = \alpha + \beta \ln d$ for passende valgte konstanter α og β , fordi dette ville være uforeneligt med kravet om at sandsynlighederne skal ligge mellem 0 og 1. Ofte gør man så det at man omregner p_d til en ny skala og postulerer at » p_d på den ny skala« afhænger lineært af $\ln d$. Omregningen foregår ved hjælp af en særlig funktion ved navn logit.

DEFINITION 10.1: LOGIT-FUNKTIONEN

Funktionen logit er givet ved forskriften $\text{logit}(p) = \ln \frac{p}{1-p}$ og afbilder intervallet $]0,1[$ på

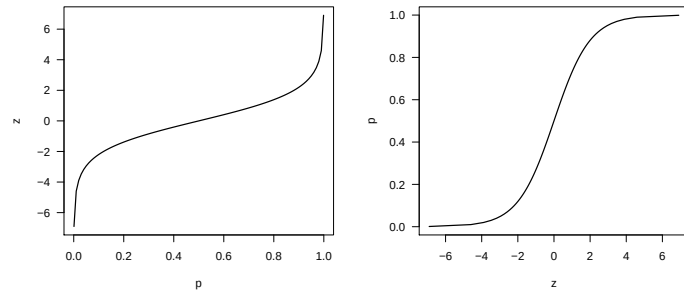
den reelle akse $\mathbb{R}$. Hvis $z = \text{logit}(p)$, så er $p = \frac{\exp(z)}{1 + \exp(z)}$.

Figur 10.2 viser grafen for logit-funktionen og dens omvendte funktion.

Bemærkning: Når p er sandsynligheden for en bestemt hændelse (f.eks. at dø), så er $p/(1-p)$ forholdet mellem sandsynligheden for hændelsen og sandsynligheden for den modsatte hændelse; dette tal kaldes med et udtryk hentet fra spillebranchen for *odds* for den pågældende hændelse. Logit-funktionen udregner altså logaritmen til odds.

Vi vil nu foreslå/postulere følgende ofte anvendte model for sammenhængen mellem dosis og sandsynligheden for at dø:

For hvert af de to køn afhænger $\text{logit}(p_d)$ lineært af $x = \ln d$, eller mere udførligt:



Figur 10.2 Venstre del: grafen for logit-funktionen. Højre del: grafen for den omvendte funktion til logit-funktionen. Der gælder at for $p \rightarrow 1$ vil $\text{logit}(p) \rightarrow +\infty$, og for $p \rightarrow 0$ vil $\text{logit}(p) \rightarrow -\infty$.

Der findes konstanter α_M, β_M og α_F, β_F således at for hver dosis d er $\text{logit}(p_{dM}) = \alpha_M + \beta_M \ln d$ og $\text{logit}(p_{dF}) = \alpha_F + \beta_F \ln d$.

I figur 10.3 er logit til de observerede relative hyppigheder afsat mod logaritmen til dosis; hvis modellen er rigtig, skal hvert af de to punktsæt fordele sig tilfældigt omkring en ret linje, og det ser jo ikke helt urimeligt ud; det kræver dog en nærmere undersøgelse for at afgøre om modellen giver en tilstrækkeligt god beskrivelse af datamaterialet.

I de følgende afsnit skal vi se hvordan man estimerer de ukendte parametre, hvordan man undersøger om modellen er god nok, og hvordan man sammenligner giftens virkningen på han- og hunbiller.

10.3 Estimation

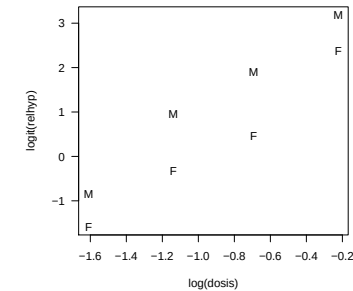
I dette afsnit diskuteres hvordan man estimerer de ukendte parametre α og β i en model der kort skrives $\text{logit}(p) = \alpha + \beta x$ og mere udførligt sådan:

Der foreligger observationerne $y_1, y_2, \dots, y_s$ af uafhængige binomialfordelte stokastiske variable $Y_1, Y_2, \dots, Y_s$, hvor Y_j er binomialfordelt med antalsparameter n_j (kendt) og sandsynlighedsparameter p_j af formen

$$p_j = \frac{\exp(\alpha + \beta x_j)}{1 + \exp(\alpha + \beta x_j)},$$

således at $\text{logit}(p_j) = \alpha + \beta x_j$.

Her er $x_1, x_2, \dots, x_s$ kendte tal, og α og β er ukendte parametre.



Figur 10.3 Rismelsbillers overlevelse: Logit til estimeret dødsandsynlighed (relativ hyppighed) som funktion af logaritmen til dosis, for hvert køn.

(I bille-eksemplet har vi en sådan model for hvert af de to køn; som x_j bruges logaritmen til koncentrationen i gruppe j .)

Likelihoodfunktionen er

$$\begin{aligned} L(\alpha, \beta) &= \prod_{j=1}^s \binom{n_j}{y_j} p_j^{y_j} (1 - p_j)^{n_j - y_j} \\ &= \prod_{j=1}^s \binom{n_j}{y_j} \cdot \prod_{j=1}^s \left(\frac{p_j}{1 - p_j} \right)^{y_j} \cdot \prod_{j=1}^s (1 - p_j)^{n_j} \\ &= \text{konstant} \cdot \prod_{j=1}^s \left(\frac{p_j}{1 - p_j} \right)^{y_j} \cdot \prod_{j=1}^s (1 - p_j)^{n_j}, \end{aligned}$$

og log-likelihoodfunktionen er dermed

$$\begin{aligned} \ln L(\alpha, \beta) &= \text{konstant} + \sum_{j=1}^s y_j \ln \frac{p_j}{1 - p_j} + \sum_{j=1}^s n_j \ln(1 - p_j) \\ &= \text{konstant} + \sum_{j=1}^s y_j \text{logit}(p_j) + \sum_{j=1}^s n_j \ln(1 - p_j) \\ &= \text{konstant} + \sum_{j=1}^s y_j (\alpha + \beta x_j) + \sum_{j=1}^s n_j \ln(1 - p_j) \\ &= \text{konstant} + \alpha \sum_{j=1}^s y_j + \beta \sum_{j=1}^s x_j y_j - \sum_{j=1}^s n_j \ln(1 + \exp(\alpha + \beta x_j)). \end{aligned}$$

Som altid er det bedste bud på værdierne af de ukendte parametre dem der maksimerer likelihoodfunktionen eller log-likelihoodfunktionen. Hermed er vi nået til det delproblem

der består i at finde maksimumspunkt(er) for funktionen $\ln L$ af de to variable α og β . Den generelle fremgangsmåde går ud på at man søger maksimumspunkterne blandt de stationære punkter for funktionen, dvs. punkter hvor de partielle afledede $\frac{\partial}{\partial \alpha} \ln L$ og $\frac{\partial}{\partial \beta} \ln L$ er nul. Man finder at

$$\begin{aligned}\frac{\partial}{\partial \alpha} \ln L(\alpha, \beta) &= \sum_{j=1}^s (y_j - n_j p_j), \\ \frac{\partial}{\partial \beta} \ln L(\alpha, \beta) &= \sum_{j=1}^s x_j (y_j - n_j p_j),\end{aligned}$$

og da disse som nævnt skal være 0, får vi de to ligninger

$$\sum_{j=1}^s (y_j - n_j p_j) = 0 \quad \text{og} \quad \sum_{j=1}^s x_j (y_j - n_j p_j) = 0,$$

med de to ubekendte α og β (der indgår »skjult« i p_j).

For hanbillernes vedkommende ser disse ligninger sådan ud:

$$\begin{aligned}&\left(43 - 144 \frac{\exp(\alpha + \beta \ln(0.20))}{1 + \exp(\alpha + \beta \ln(0.20))}\right) + \left(50 - 69 \frac{\exp(\alpha + \beta \ln(0.32))}{1 + \exp(\alpha + \beta \ln(0.32))}\right) + \\&\left(47 - 54 \frac{\exp(\alpha + \beta \ln(0.50))}{1 + \exp(\alpha + \beta \ln(0.50))}\right) + \left(48 - 50 \frac{\exp(\alpha + \beta \ln(0.80))}{1 + \exp(\alpha + \beta \ln(0.80))}\right) = 0\end{aligned}$$

og

$$\begin{aligned}&\ln(0.20) \left(43 - 144 \frac{\exp(\alpha + \beta \ln(0.20))}{1 + \exp(\alpha + \beta \ln(0.20))}\right) + \ln(0.32) \left(50 - 69 \frac{\exp(\alpha + \beta \ln(0.32))}{1 + \exp(\alpha + \beta \ln(0.32))}\right) + \\&\ln(0.50) \left(47 - 54 \frac{\exp(\alpha + \beta \ln(0.50))}{1 + \exp(\alpha + \beta \ln(0.50))}\right) + \ln(0.80) \left(48 - 50 \frac{\exp(\alpha + \beta \ln(0.80))}{1 + \exp(\alpha + \beta \ln(0.80))}\right) = 0.\end{aligned}$$

Det ser ikke rart ud! Faktisk kan man ikke løse disse ligninger, hvis man dermed mener flytte rundt på symbolerne så man ender med et resultat af formen » α = noget der kan regnes ud« og » β = noget der kan regnes ud«. I stedet må man henvende sig i den afdeling af matematikken der hedder *numerisk analyse*, for at få at vide hvordan man finder en numerisk approksimation til en løsning, hvis der altså overhovedet er en løsning (og man kunne jo også frygte at der var flere løsninger). Eller man kan benytte et passende statistikprogram på computeren; det vil have indbygget nogle numeriske metoder så det kan udregne værdierne af maksimaliseringsestimaterne $\hat{\alpha}$ og $\hat{\beta}$. Her er noget af en udskrift fra statistikprogrammet R (koden kan ses i afsnit 10.6 side 152ff):

```
Call:
glm(formula = Ymat ~ sex/(1 + log(dosis)) - 1, family = binomial, data = biller)
```

```
Deviance Residuals:
    1      2      3      4      5      6      7      8
-0.40748  1.03188 -0.46056 -0.51234  0.06967  0.24861 -0.98679  0.78606

Coefficients:
              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
sexF           2.5617     0.3785   6.767 1.31e-11 ***
sexM           4.2704     0.5372   7.949 1.88e-15 ***
sexF:log(dosis) 2.5816     0.3047   8.472 < 2e-16 ***
sexM:log(dosis) 3.1381     0.3854   8.142 3.89e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Null deviance: 238.0077 on 8 degrees of freedom
Residual deviance: 3.3637 on 4 degrees of freedom
```

Det fremgår blandt andet at for hanbillerne er estimaterne $\hat{\alpha}_M = 4.2704$ (med en middelfejl på 0.5372) og $\hat{\beta}_M = 3.1381$ (middelfejl 0.3854), og for hunbillerne er de $\hat{\alpha}_F = 2.5617$ (middelfejl 0.3785) og $\hat{\beta}_F = 2.5816$ (middelfejl 0.3047).

10.4 Modelkontrol

Vi har nu estimeret parametrene i den model der siger at

$$\text{logit}(p_{dk}) = \alpha_k + \beta_k x \quad \text{eller} \quad p_{dk} = \frac{\exp(\alpha_k + \beta_k x)}{1 + \exp(\alpha_k + \beta_k x)}$$

hvor $x = \ln d$.

En nærliggende form for modelkontrol er at indtegne graferne for de to funktioner

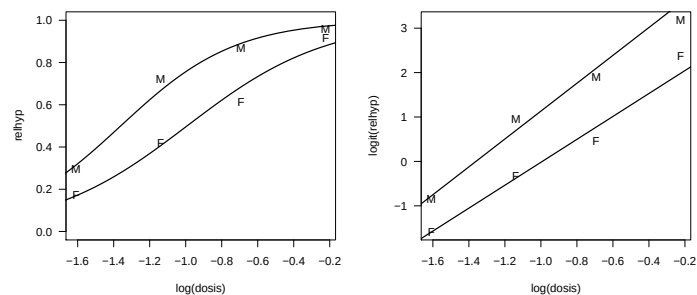
$$x \mapsto \hat{\alpha}_M + \hat{\beta}_M x \quad \text{og} \quad x \mapsto \hat{\alpha}_F + \hat{\beta}_F x$$

i figur 10.3 og at indtegne graferne for de to funktioner

$$x \mapsto \frac{\exp(\hat{\alpha}_M + \hat{\beta}_M x)}{1 + \exp(\hat{\alpha}_M + \hat{\beta}_M x)} \quad \text{og} \quad x \mapsto \frac{\exp(\hat{\alpha}_F + \hat{\beta}_F x)}{1 + \exp(\hat{\alpha}_F + \hat{\beta}_F x)}$$

i den højre del af figur 10.1; derved får man henholdsvis højre og venstre del af figur 10.4. Den viser at modellen ikke er helt hen i vejret. Man kan desuden ved hjælp af likelihoodmetoden konstruere et numerisk test baseret på

$$Q = \frac{L(\hat{\alpha}_M, \hat{\alpha}_F, \hat{\beta}_M, \hat{\beta}_F)}{L_{\max}} \quad (10.1)$$



Figur 10.4 Rismelsbillers overlevelse: To forskellige kurver, samt de observerede relative hyppigheder.

hvor $L_{\max}$ er likelihoodfunktionens maksimale værdi i den »fulde« model (grundmodellen) hvor p_{dk} estimeres ved den relative hyppighed y_{dk}/n_{dk} .

Med betegnelserne $\hat{p}_{dk} = \text{logit}^{-1}(\hat{\alpha}_k + \hat{\beta}_k \ln d)$ og $\hat{y}_{dk} = n_{dk} \hat{p}_{dk}$ bliver

$$Q = \frac{\prod_k \prod_d \binom{n_{dk}}{y_{dk}} (\hat{p}_{dk})^{y_{dk}} (1 - \hat{p}_{dk})^{n_{dk} - y_{dk}}}{\prod_k \prod_d \binom{n_{dk}}{y_{dk}} \left(\frac{y_{dk}}{n_{dk}} \right)^{y_{dk}} \left(1 - \frac{y_{dk}}{n_{dk}} \right)^{n_{dk} - y_{dk}}} = \prod_k \prod_d \left(\frac{\hat{y}_{dk}}{y_{dk}} \right)^{y_{dk}} \left(\frac{n_{dk} - \hat{y}_{dk}}{n_{dk} - y_{dk}} \right)^{n_{dk} - y_{dk}}$$

og

$$-2 \ln Q = 2 \sum_k \sum_d \left(y_{dk} \ln \frac{y_{dk}}{\hat{y}_{dk}} + (n_{dk} - y_{dk}) \ln \frac{n_{dk} - y_{dk}}{n_{dk} - \hat{y}_{dk}} \right).$$

Store værdier af $-2 \ln Q$ (svarende til små værdier af Q) er tegn på at der er for stor uoverensstemmelse mellem de observerede antal (y_{kd} og $n_{kd} - y_{kd}$) og de forudsagte antal ($\hat{y}_{kd}$ og $n_{kd} - \hat{y}_{kd}$) til at modellen kan siges at være god nok. En observeret værdi $-2 \ln Q_{\text{obs}}$ er »stor« hvis der kun er lille sandsynlighed for at få en større værdi; denne sandsynlighed, testsandsynligheden, kan bestemmes omtrentligt som sandsynligheden for i χ^2 -fordelingen med 4 frihedsgrader at få en værdi større end $-2 \ln Q_{\text{obs}}$. I R-udskriften side 146 ses at $-2 \ln Q_{\text{obs}} = 3.3637$; den tilhørende testsandsynlighed er 0.4989. – Antallet af frihedsgrader er bestemt på følgende måde: I den »fulde« model (der leverer nævneren i formel (10.1)) er der 8 parametre, én for hver gruppe; i den testede model (der leverer tælleren i (10.1)) er der 4 parametre, nemlig α_M , β_M , α_F og β_F ; antal frihedsgrader er ændringen i antal parametre, dvs. $8 - 4 = 4$.

Da der er henved 50% chance for at få et sæt observationer der harmonerer dårligere med den postulerede model, må vi konkludere at modellen ser ud til at være anvendelig.

10.5 Hypoteser om parametrene

Efter at vi har fået opstillet en model som indeholder fire parametre, og som ser ud til at give en ganske god beskrivelse af observationerne, er næste punkt på dagsordenen at undersøge om modellen kan forsimples. Eksempelvis kan man undersøge om de to kurver er parallelle, og hvis det kan accepteres, kan man derefter undersøge om kurverne er sammenfaldende. Vi formulerer derfor to statistiske hypoteser:

1. Hypotesen om parallelle kurver:

$$H_1 : \beta_M = \beta_F,$$

eller mere udførligt: Der findes konstanter α_M , α_F og β således at for hver dosis d er $\text{logit}(p_{dM}) = \alpha_M + \beta \ln d$ og $\text{logit}(p_{dF}) = \alpha_F + \beta \ln d$.

2. Hypotesen om sammenfaldende kurver:

$$H_2 : \alpha_M = \alpha_F \text{ og } \beta_M = \beta_F,$$

eller mere udførligt: Der findes konstanter α og β således at for hver dosis d er $\text{logit}(p_{dM}) = \alpha + \beta \ln d$ og $\text{logit}(p_{dF}) = \alpha + \beta \ln d$.

Vi undersøger først hypotesen H_1 om parallelle kurver. De tre parametre estimeres ved maximum likelihood metoden, og det er et problem af samme sværhedsgrad som i grundmodellen (afsnit 10.1). Her ses dele af R-programmets svar:

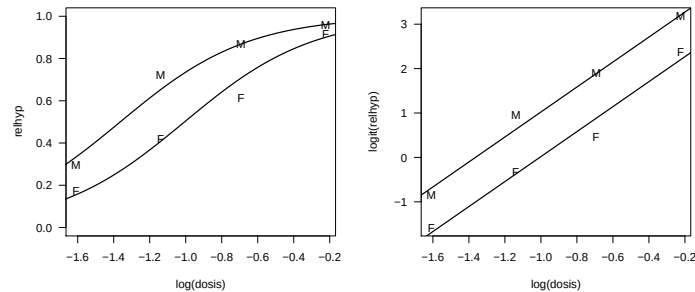
```
Call:
glm(formula = Ymat ~ sex + log(dosis) - 1, family = binomial, data = biller)

Deviance Residuals:
    1      2      3      4      5      6      7      8 
-0.89848  1.28218  0.04643 -0.04072  0.54113  0.22348 -1.32652  0.33616 

Coefficients:
              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
sexF          2.8310     0.3105   9.118  <2e-16 ***
sexM          3.8353     0.3443  11.140  <2e-16 ***
log(dosis)    2.8130     0.2386  11.791  <2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Null deviance: 238.0077 on 8 degrees of freedom
Residual deviance: 4.6705 on 5 degrees of freedom

> anova(modell1, grundmodel)
```



Figur 10.5 Rismelsbiller overlevelse: To parallelle kurver, samt de observerede relative hyppigheder.

Analysis of Deviance Table

```
Model 1: Ymat ~ sex + log(dosis) - 1
Model 2: Ymat ~ sex/(1 + log(dosis)) - 1
```

	Resid.	Df	Resid. Dev	Df	Deviance
1	5		4.6705		
2	4		3.3637	1	1.3067

Det ses at parameterestimaterne er $\hat{\alpha}_M = 3.8353$ (med en middelfejl på 0.3443), $\hat{\alpha}_F = 2.8310$ (middelfejl 0.3105) og $\hat{\beta} = 2.8130$ (middelfejl 0.2386). Hypotesen om parallelle kurver testes med det sædvanlige kvotienttest hvor man sammenligner den maksimale likelihoodfunktion under antagelse af H_1 med den maksimale likelihoodfunktion i den senest accepterede model:

$$-2 \ln Q = -2 \ln \frac{L(\hat{\alpha}_M, \hat{\alpha}_F, \hat{\beta}, \hat{\beta})}{L(\hat{\alpha}_M, \hat{\alpha}_F, \hat{\beta}_M, \hat{\beta}_F)} = 2 \sum_k \sum_d \left(y_{dk} \ln \frac{\hat{y}_{dk}}{\hat{\hat{y}}_{dk}} + (n_{dk} - y_{dk}) \ln \frac{n_{dk} - \hat{y}_{dk}}{n_{dk} - \hat{\hat{y}}_{dk}} \right)$$

hvor $\hat{\hat{y}}_{dk} = n_{dk} \logit^{-1}(\hat{\alpha}_k + \hat{\beta} \ln d)$. Man får at $-2 \ln Q_{\text{obs}} = 1.3067$, hvilket også fremgår af ovenstående udskrift fra funktionen `anova`. Værdien skal sammenlignes med χ^2 -fordelingen med $4 - 3 = 1$ frihedsgrader (ændring i antal parametre). Testsandsynligheden er ca. 25%, så værdien 1.3067 er ikke usædvanligt stor. Modellen med parallelle kurver giver således ikke en signifikant dårligere beskrivelse af observationerne end den hidtidige model gør, se også figur 10.5.

Efter således at have accepteret hypotesen H_1 kan vi gå videre med hypotesen H_2 om sammenfaldende kurver. (Hvis H_1 var blevet forkastet, ville man ikke gå videre til H_2 .) Man får følgende resultater med R:

```
Call:
glm(formula = Ymat ~ log(dosis), family = binomial, data = biller)

Coefficients:
            Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)   3.2035    0.3010   10.64  <2e-16 ***
log(dosis)    2.7085    0.2291   11.82  <2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```
Null deviance: 237.969  on 7  degrees of freedom
Residual deviance: 32.172  on 6  degrees of freedom
```

```
> anova(model2, model1)
Analysis of Deviance Table
```

```
Model 1: Ymat ~ log(dosis)
Model 2: Ymat ~ sex + log(dosis) - 1
```

	Resid.	Df	Resid. Dev	Df	Deviance
1	6		32.172		
2	5		4.670	1	27.502

Det fremgår at når man tester H_2 i forhold til H_1 , får man $-2 \ln Q_{\text{obs}} = 27.502$ der skal sammenlignes med χ^2 -fordelingen med et antal frihedsgrader på $3 - 2 = 1$; sandsynligheden for at få værdier større end 27.502 er nul med adskillige betydende cifre, hvilket viser at modellen med sammenfaldende kurver giver en væsentligt dårligere beskrivelse af observationerne end den forrige model gør. Vi må derfor forkaste hypotesen om sammenfaldende kurver.

Konklusionen på det hele er således at vi kan beskrive sammenhængen mellem dosis d og sandsynligheden p for at dø af giften i dosis d på den måde at for hvert køn afhænger logit p lineært af $\ln d$; de to kurver er parallelle, men ikke sammenfaldende. De estimerede kurver er

$$\text{logit}(p_{dM}) = 3.84 + 2.81 \ln d$$

$$\text{logit}(p_{dF}) = 2.83 + 2.81 \ln d,$$

svarende til at

$$p_{dM} = \frac{\exp(3.84 + 2.81 \ln d)}{1 + \exp(3.84 + 2.81 \ln d)}$$

$$p_{dF} = \frac{\exp(2.83 + 2.81 \ln d)}{1 + \exp(2.83 + 2.81 \ln d)}.$$

10.6 Regn og tegn

Her vises hvordan dette kapitels udregninger og tegninger er foretaget med R.

Data er på forhånd lagt i en fil som her hedder `biller.dat`, og som har følgende indhold:

```
sex dosis dead total
M 0.2 43 144
M 0.32 50 69
M 0.5 47 54
M 0.8 48 50
F 0.2 26 152
F 0.32 34 81
F 0.5 27 44
F 0.8 43 47
```

Her følger den kommenterede R-kode:

```
# Indlæs data til datastrukturen biller
biller <- read.table("biller.dat", nrow=10, header=TRUE)
# udregn antal overlevende samt brøkdelt døde for hver kombination af køn og dosis:
biller$overlev <- biller$total - biller$dead
biller$relhyp <- biller$dead / biller$total
# og skriv indholdet af datastrukturen biller som den nu er:
biller

# glm-funktionen (se senere) har brug for en Ymat-matrix
# som indeholder antal døde og antal levende:
biller$Ymat <- cbind(biller$dead, biller$overlev)
biller

# Figur 10.1:
# Først plottes relhyp mod dosis, for hvert køn.
# ( ylim=c(0,1) tvinger y-aksen til at gå fra 0 til 1)
plot(relhyp ~ dosis, pch=as.character(sex), data=biller,
     ylim=c(0,1), las=1)
# samme, men med log(dosis) ud ad x-aksen:
plot(relhyp ~ log(dosis), pch=as.character(sex), data=biller,
     ylim=c(0,1), las=1)

# Figur 10.2:
# Sådan kan man i R definere en funktion logit (jf. side 143):
logit <- function(p){ log(p/(1-p)) }
# tegn grafen for logit-funktionen:
p <- c(0.001, 1:99/100, 0.999)
logitp <- logit(p)
plot(p, logitp, type="l", lwd=2, las=1, ylab="z")
# den omvendte funktion får vi ved at bytte om på x- og y-argumenterne:
```

```
plot(logitp, p, type="l", lwd=2, las=1, xlab="z", ylab="p")
# Figur 10.3
# Plot logit(relhyp) som funktion af log(dosis), for hvert køn:
plot(logit(relhyp) ~ log(dosis), pch=as.character(sex),
     data=biller, las=1)
```

```
# Estimation i grundmodellen:
# Grundmodellen specificeres ved formelen Ymat ~ sex/(1+log(dosis))-1
# Det der står til venstre for ~ er den afhængige variabel.
# På højresiden betyder 1+log(dosis) regression med log(dosis)
# som uafhængig variabel og med eksplisit konstantled;
# sex/ betyder så at dette gøres for hvert niveau af sex,
# og -1 betyder at den samlede regression ikke skal have et konstantled.
grundmodel <- glm(Ymat ~ sex/(1+log(dosis))-1,
                  family=binomial, data=biller)
summary(grundmodel) # se resultatet heraf på side 146
```

```
# grundmodellens koefficienter er
grundmodel$coef
# grundmodellens -2ln Q hedder deviance:
grundmodel$deviance
# og dens antal frihedsgrader er
grundmodel$df.residual
# testsandsynligheden udregnes som
1-pchisq(grundmodel$deviance, df=grundmodel$df.res)
# - eller i dette eksempel
1-pchisq(3.3637, df=4)
```

```
# Figur 10.4:
# Vi kan lave den forrige tegning med de estimerede regressionslinjer indtegnet, dvs.
# logit(relhyp) som funktion af log(dosis) samt estimeret linje, for hvert køn:
plot(logit(relhyp) ~ log(dosis), pch=as.character(sex),
     data=biller, las=1)
# abline indtegner en linje med given skæring og hældning:
abline(grundmodel$coef[c(1,3)], lwd=2) # koeff. nr. 1 og 3 hører til hanbillerne
abline(grundmodel$coef[c(2,4)], lwd=2) # koeff. nr. 2 og 4 hører til hunbillerne
```

```
# Det er lidt sværere at få indtegnet de estimerede kurver i figuren med
# relhyp ud ad ordinataksen.
plot(relhyp ~ log(dosis), pch=as.character(sex), ylim=c(0,1),
     data=biller, las=1)
# Vi udregner funktionsværdierne i en masse punkter p:
p <- seq(0.1, 0.98, by=0.01)
logitp <- logit(p)
# og indtegner kurverne
lines((logitp-grundmodel$coef[1])/grundmodel$coef[3], p, lwd=2)
```

```
lines((logitp-grundmodel$coef[2])/grundmodel$coef[4], p, lwd=2)
```

To parallelle linjer:

```
# Vi opdaterer modellen så den giver to parallelle linjer; se resultatet på side 149
summary(model1 <- update(grundmodel, . ~ sex + log(dosis) -1))
# derefter testes den i forhold til grundmodellen
anova(model1, grundmodel)
```

Figur 10.5:

tegninger med de estimerede parallelle regressionslinjer:

```
plot(logit(relhyp) ~ log(dosis), pch=as.character(sex),
     data=biller, las=1)
abline(model1$coef[c(1,3)], lwd=2)
abline(model1$coef[c(2,3)], lwd=2)
```

```
plot(relhyp ~ log(dosis), pch=as.character(sex), ylim=c(0,1),
     data=biller, las=1)
p <- seq(0.1, 0.98, by=0.01)
logitp <- logit(p)
lines((logitp-model1$coef[1])/model1$coef[3], p, lwd=2)
lines((logitp-model1$coef[2])/model1$coef[3], p, lwd=2)
```

Ingen forskel på de to kon:

```
summary(model2 <- update(model1, . ~ log(dosis)))# (resultat side 151)
anova(model2, model1) # test af model2 i forhold til model1
```

10.7 Opgaver

Opgave 10.1

Vis at $\text{logit}(\frac{1}{2}) = 0$. Vis at $\text{logit}(1 - p) = -\text{logit}(p)$.

Opgave 10.2

Eftervis at $\text{logit}(p) = z$ hvis og kun hvis $p = \exp(z)/(1 + \exp(z))$, således som det postuleres i definition 10.1 på side 143.

Opgave 10.3

Indfør en funktion $p(x)$ ved $p(x) = \exp(a + bx)/(1 + \exp(a + bx))$, dvs. $\text{logit}(p(x)) = a + bx$. (Her er a og b to konstanter.)

1. Skitsér grafen for $p(x)$ når $a = 3$ og $b = 0.5$.
2. Skitsér grafen for $p(x)$ når $a = 3$ og $b = -0.5$.
3. Løs ligningen $p(x) = 0.5$ (for generelle a og b).

Lad os sige at $x = \ln d$, hvor d er en dosis af et giftstof, og lad os sige at $p(x) = p(\ln d)$ betyder sandsynligheden for at dø når giften gives i dosis d . Man er undertiden interesseret i at finde den dosis for hvilken sandsynligheden for at dø netop er 50% (den såkaldte LD50), dvs. finde det d for hvilket $p(\ln d) = 0.5$.

11 Poissonfordelingen

POISSONFORDELINGSMODELLER KAN blandt andet komme på tale når man har at gøre med *antalsobservationer* der angiver hvor mange gange et bestemt fænomen optræder i et vist tidsrum eller et vist geografisk område eller lignende, eksempelvis trafikulykker på et år på en bestemt vejstrækning. Poissonfordelingen er opkaldt efter den franske matematiker og fysiker Siméon-Denis Poisson (1781-1840).

Det gennemgående eksempel i dette kapitel hidrører fra [4] og kan måske i første omgang forekomme lidt kuriøst, men optræder i næsten alle lærebøger i statistik:

Eksempel 11.1 (Hestespark)

For hvert af de 20 år fra 1875 til 1894 har man for hvert af den prøjsiske armés 10 regimenter registreret hvor mange soldater der døde fordi de blev sparket af en hest. Det vil sige at man for hvert af de 200 »regiment-år« kender antal dødsfald som følge af hestespark.

Man kan give en oversigt over disse tal ved at angive i hvor mange regiment-år der var 0 dødsfald, i hvor mange der var 1 dødsfald, i hvor mange der var 2, osv., dvs. man klassificerer regiment-årene efter antal dødsfald. Det viser sig at det største antal dødsfald pr. regiment-år var fire. Ved klassificeringen bliver der derfor fem klasser svarende til 0, 1, 2, 3 og 4 døde pr. år. Tabel 11.1 viser hvordan de faktiske tal blev.

Man kan formode at det i høj grad var tilfældigheder der bestemte om en given soldat blev sparket til døde af en hest eller ej. Derfor er det også i høj grad tilfældigheder der har afgjort om et givet regiment i et givet år nu fik 0 eller 1 eller 2 osv. døde som følge af hestespark. Der kan således være fornuft i at beskæftige sig med denne modelbygnings-opgave: *Find et forslag til en matematisk model der kan levere sandsynligheder for at et regiment har netop y døde på et år, $y = 0, 1, 2, \dots$*

11.1 Udledning

En væsentlig del af problemløsningsprocessen består i at oversætte problemet til matematik i en passende generel formulering. Vi går frem i en række punkter der dels leder frem til en sådan passende formulering, dels leverer en løsning.

1. Hestesparkeeksemplet handler om at man 200 gange har foretaget sig noget bestemt, nemlig fulgt et regiment gennem et år og set hvor mange dødsfald der var som følge af hestespark.

Tabel 11.1 Antal dødsfald som følge af hestespark i den prøjsiske armé.

antal dødsfald y	antal regiment-år med y dødsfald
0	109
1	65
2	22
3	3
4	1
	200

- Lad os antage at der for hvert regiment og hvert år er en tilfældighedsmekanisme der genererer et antal, nemlig antal døde i det pågældende regiment i det pågældende år. De enkelte tilfældighedsmekanismer antages at operere uafhængigt af hinanden.
- Hvis tidsintervallet fra t_0 til t_1 deles op i n lige lange delintervaller, får hvert delinterval længde

$$\Delta t = (t_1 - t_0)/n. \quad (11.1)$$

I hestesparkeksmplet kan man for eksempel dele et tidsinterval af længde 1 år op i 365 delintervaller af længde $\Delta t = 1$ dag.

Antallet af begivenheder i det store interval er (selvfølgelig) lig med summen af antal begivenheder i de enkelte delintervaller.

- Pointen ved at dele op i delintervaller er at hvis Δt er tilstrækkelig lille, så er det meget usandsynligt at der indtræffer to eller flere begivenheder i samme delinterval. Sagt på en anden måde, hvis Δt er meget lille, så er det samlede antal begivenheder i det store interval stort set lig med antallet af delintervaller hvori der forekommer mindst én begivenhed.
- Vi har nu fået lavet problemet om til noget der kan formuleres med 01-variable, nemlig 01-variablene $I_1, I_2, I_3, \dots$, defineret ved

$$I_j = \begin{cases} 1 & \text{hvis der er mindst én begivenhed i delinterval nr. } j \\ 0 & \text{hvis der ingen begivenhed er i delinterval nr. } j \end{cases}$$

$j = 1, 2, \dots, n$.

Hvis Δt er meget lille, så er det samlede antal Y af begivenheder mellem t_0 og t_1 ifølge betragtningerne i punkt 4 cirka lig med $I_1 + I_2 + \dots + I_n$.

- Antag at der i hvert af de $n = n(\Delta t)$ delintervaller er den samme sandsynlighed $p = p(\Delta t)$ for at der sker en begivenhed. (Der bliver altså ikke i løbet af perioden indført nye sikkerhedsforanstaltninger der nedsætter chancen for at blive sparket

til døde af en hest. Og antallet af soldater og antallet af heste i regimentet er stort set konstant året igennem.)

Antag også at det der sker i ét interval, er *stokastisk uafhængigt* af det der sker i andre intervaller. (Selv om der tilfældigvis er to soldater der i begyndelsen af året blev sparket til døde af heste, så tager de øvrige soldater i regimentet ikke ekstra forholdsregler i resten af året i den anledning.)

- Da $I_1, I_2, \dots, I_n$ således er uafhængige og identisk fordelte 01-variable, er $\sum_{j=1}^n I_j$ binomialfordelt med parametre $n = n(\Delta t)$ og $p = p(\Delta t)$, og da totalantallet Y af begivenheder mellem t_0 og t_1 cirka er lig med $\sum_{j=1}^n I_j$, er Y således cirka binomialfordelt med parametre n og p .

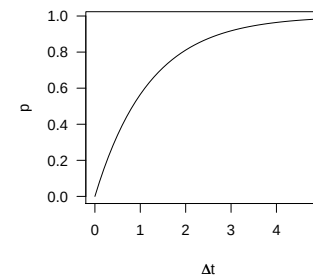
Forbeholdet »cirka« bortfalder når Δt bliver tilstrækkelig lille, dvs. vi skal på et senere stadium lade Δt gå mod nul.

- Den måde hvorpå n afhænger af Δt , er simpel, idet vi af (11.1) får at

$$n = n(\Delta t) = \frac{t_1 - t_0}{\Delta t}.$$

Derimod mangler vi at overveje hvordan p afhænger af Δt .

- Det må være rimeligt at formode at p er en forholdsvis pæn funktion af Δt , bl.a. med den egenskab at $p(\Delta t) \rightarrow 0$ når $\Delta t \rightarrow 0$, og at $p(\Delta t) \rightarrow 1$ når $\Delta t \rightarrow +\infty$, så $p(\Delta t)$ må have et udseende i retning af



Vi vil gå ud fra at $p(\Delta t)$ er differentiabel fra højre i $\Delta t = 0$, mere præcist at der eksisterer et tal $\lambda > 0$ således at

$$\lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{p(\Delta t)}{\Delta t} = \lambda.$$

Der gælder altså at $p(\Delta t) \approx \lambda \Delta t$ for små værdier af Δt .

10. I punkt 7 nåede vi frem til at Y er cirka binomialfordelt, dvs. at

$$P(Y = y) \approx \binom{n}{y} p^y (1-p)^{n-y} \quad (11.2)$$

hvor »≈« bliver til »=« når $\Delta t \rightarrow 0$. Derfor må det næste skridt være at bestemme grænseværdien $\binom{n}{y} p^y (1-p)^{n-y}$ under den grænseovergang hvor $\Delta t \rightarrow 0$ og dermed $n = (t_1 - t_0)/\Delta t \rightarrow \infty$.

I punkt 9 fandt vi at der under denne grænseovergang må gælde at $\frac{p}{\Delta t} = \frac{p(\Delta t)}{\Delta t}$ konvergerer mod λ , og derfor vil

$$np = \frac{(t_1 - t_0) \cdot p}{\Delta t} \longrightarrow \lambda(t_1 - t_0). \quad (11.3)$$

11. Vi omskriver binomialsandsynligheden på følgende måde:

$$\begin{aligned} \binom{n}{y} p^y (1-p)^{n-y} &= \frac{n}{1} \frac{n-1}{2} \dots \frac{n-y+1}{y} \cdot p^y \cdot (1-p)^{-y} \cdot (1-p)^n \\ &= \underbrace{1 \left(1 - \frac{1}{n}\right) \dots \left(1 - \frac{y-1}{n}\right)}_{(a)} \cdot \underbrace{\frac{(np)^y}{y!}}_{(b)} \cdot \underbrace{(1-p)^{-y}}_{(c)} \cdot \underbrace{(1-p)^n}_{(d)}. \end{aligned}$$

12. Under grænseovergangen opfører de forskellige faktorer sig på forskellige måder:

a) $\underbrace{1 \left(1 - \frac{1}{n}\right) \dots \left(1 - \frac{y-1}{n}\right)}_{y \text{ faktorer}} \longrightarrow 1^y = 1.$

b) $\frac{(np)^y}{y!} \longrightarrow \frac{(\lambda(t_1 - t_0))^y}{y!},$ takket være (11.3).

c) $(1-p)^{-y} \longrightarrow (1-0)^{-y} = 1.$

d) $(1-p)^n \longrightarrow \exp(-\lambda(t_1 - t_0))$, hvilket indses således:

- Da funktionen $x \mapsto \ln x$ er differentiabel i $x = 1$ med differentialkvotient 1, vil for $h \rightarrow 0$

$$\frac{\ln(1+h)}{h} = \frac{\ln(1+h) - \ln 1}{h} \longrightarrow 1.$$

ii. Ved at benytte dette samt formel (11.3) fås

$$n \ln(1-p) = -np \frac{\ln(1-p)}{-p} \longrightarrow -\lambda(t_1 - t_0).$$

iii. Ved at tage $\exp$ på begge sider heraf fås som ønsket at

$$(1-p)^n \longrightarrow \exp(-\lambda(t_1 - t_0))$$

Alt i alt vil binomialsandsynligheden i formel (11.2) konvergere mod

$$\frac{(\lambda(t_1 - t_0))^y}{y!} \exp(-\lambda(t_1 - t_0)).$$

Vi er hermed nået frem til følgende forslag til en statistisk model: Sandsynligheden for at der i et bestemt regiment er netop y dødsfald i perioden fra t_0 til t_1 , må være

$$P(Y = y) = \frac{(\lambda(t_1 - t_0))^y}{y!} \exp(-\lambda(t_1 - t_0)), \quad (11.4)$$

hvor λ er en positiv konstant og $y = 0, 1, 2, 3, \dots$ – Bemærk at de hjælpestørrelser n og Δt som vi indførte i punkt 3, helt er forsvundet.

I formel (11.4) optræder den ukendte parameter λ der i punkt 9 blev indført som værende cirka sandsynligheden for en begivenhed i et meget kort tidsinterval divideret med tidsintervallets længde. Størrelsen λ har derfor dimensionen tid^{-1} , dvs. λ angives i f.eks. dag^{-1} eller år^{-1} .

Jo større λ er, jo tilbøjeligere er begivenhederne til at indtræffe; λ er en såkaldt *intensitet*, der i hestesparkeksmplet specielt kunne kaldes for en *ulykkesintensitet* eller en *dødsintensitet*.

11.2 Definition og egenskaber

Man definerer poissonfordelingen således:

DEFINITION 11.1: POISSONFORDELING

Poissonfordelingen med parameter $\mu \geq 0$ er den sandsynlighedsfordeling som har sandsynlighedsfunktion

$$f(y; \mu) = \frac{\mu^y}{y!} \exp(-\mu), \quad y = 0, 1, 2, \dots$$

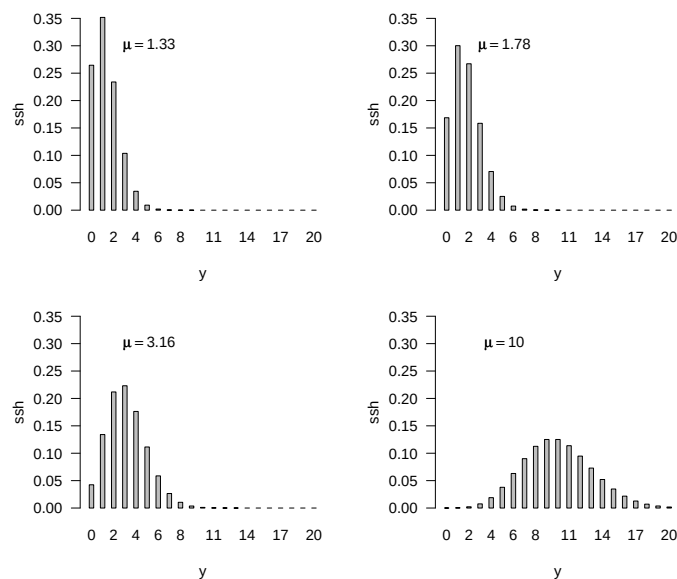
I figur 11.1 ses nogle poissonfordelinger.

Resultatet fra forrige afsnit kan udtrykkes på den måde at antallet af dødsfald i et bestemt regiment i perioden fra t_0 til t_1 er poissonfordelt med parameter $\mu = \lambda(t_1 - t_0)$, hvor λ betegner dødsintensiteten.

BEMÆRKNING

Strengt taget bør definitionen af poissonfordelingen følges op af en redegørelse for at $f(y; \mu)$ faktisk er en sandsynlighedsfunktion, dvs. at der er tale om ikke-negative tal der summerer til 1. Det er klart at f -værdierne er ikke-negative; at de summerer til 1 følger af eksponentialfunktionens rækkeudvikling. $\square$

En egenskab ved poissonfordelingen er at dens middelværdi er lig dens varians: Hvis den stokastiske variabel Y er poissonfordelt med parameter μ , så er $E Y = \mu$ og $\text{Var } Y = \mu$.



Figur 11.1 Poissonfordelinger med middelværdier 1.33, 1.78, 3.16 og 10.

11.3 Afrunding

Vi nævner nogle flere eksempler på situationer der kan give poissonfordelte antal:

- ◊ Antal tilfælde af en bestemt ikke-smittende sygdom i et bestemt tidsrum.
- ◊ Antal ulykkestilfælde af en bestemt art i et bestemt tidsrum.
- ◊ Antal omdannelser af atomer i et radioaktivt stof i et bestemt tidsrum, der er forsvindende i forhold til stoffets halveringstid.
- ◊ Antal trykfejl i en bog. – Her er »tidsaksen« simpelthen teksten forstået som en følge af tegn. Der er altså tale om en diskret tidsakse, og ræsonnementerne der førte frem til poissonfordelingen, beror i høj grad på at tidsaksen er kontinuert. Men hvis der kun er få trykfejl i forhold til antallet af bogstaver og tegn, så kan man »næsten ikke« se at tidsaksen faktisk er diskret. Derfor finder man på alligevel at anvende poissonfordelingen.
- ◊ Antal bombenedfald i London under det tyske bombardement under anden verdenskrig – her er »tidsaksen« det todimensionale geografiske område London.

11.4 Opgaver

Opgave 11.1

I næste kapitel vil det vise sig at det i hestesparkeksemplet er fornuftigt at estimere λ ved $\hat{\lambda} = 0.61$ dødsfald pr. år.

Lav en tegning, f.eks. i stil med dem der er fire af i figur 11.1, der viser hvordan poissonfordelingen med parameter 0.61 ser ud.

Tip: Når man skal udregne $f(y; \mu) = \frac{\mu^y}{y!} \exp(-\mu)$ for en hel masse y -værdier, kan det være hensigtsmæssigt at gøre det rekursivt:

$$f(0; \mu) = \exp(-\mu)$$

$$f(y; \mu) = \frac{\mu}{y} \cdot f(y-1; \mu), \quad y = 1, 2, 3, \dots$$

Opgave 11.2 (Raunkjær-cirklinger)

Inden for planteøkologi bestemmer man (i Danmark) ofte planters skudtæthed ved hjælp af en metode der kaldes Raunkjær-cirklinger. I sin simpleste form er metoden som følger, hvor man skal forestille sig at det handler om at undersøge planter på en mark: Et tilfældigt sted på prøvearealet anbringer man en cirkel med areal a og ser efter om den planteart man undersøger, findes inden for cirklen eller ej; dette gentages n gange, idet man sørger for at de n cirkler ikke overlapper. Typisk er $a = 0.1 \text{ m}^2$ og $n = 10$.

Antag for eksempel at man i 10 cirklinger med en 0.1 m^2 cirkel fik netop 7 tilfælde hvor planten blev fundet inden for cirklen.

Man ønsker som nævnt at bestemme skudtætheden λ (der måles i antal/ m^2). Man må derfor gøre en antagelse om at en bestemt slags sandsynlighedsmodel har placeret skuddene ud over marken. Den simpleste antagelse er at skuddene er placeret efter en poisson-proces, hvilket betyder at antal skud i et delområde med areal a er poissonfordelt med parameter λa , og at antal skud i disjunkte delområder er stokastisk uafhængige.

1. Hvad er sandsynligheden for at man ved én cirkling oplever at der er netop k skud inde i cirklen?
2. Hvad er sandsynligheden for at man ved én cirkling oplever at der er mindst et skud inde i cirklen?
Tip: »mindst et« er det modsatte af »ingen«.
3. Hvis man udfører $n = 10$ cirklinger, hvad er da sandsynligheden for at der i netop $y = 7$ tilfælde findes mindst et skud inde i cirklen?

(Raunkjær-cirklinger genoptages i opgave 12.4.)

12 En- og flerstikprøveproblemer i poissonfordelingen

DE TEORETISKE OVERVEJELSER I KAPITEL 11 viste at antallet af dødsfald pr. regiment pr. år i den prøjsiske armé måtte være poissonfordelt med parameter $\mu = \lambda \cdot 1$ år, men stemmer det overhovedet med virkeligheden, og hvordan estimerer man intensiteten λ ?

Vi skal i dette kapitel beskæftige os med estimation af parametre og test af hypoteser om parametre i poissonfordelinger, og med spørgsmålet om kontrol af modellen.

12.1 Enstikprøveproblemet

I hestespark-eksemplet fra kapitel 11 er situationen den at der er $n = 200$ uafhængige observationer $y_1, y_2, \dots, y_n$ fra poissonfordelingen med parameter $\mu = \lambda \cdot 1$ år. Det er et eksempel på et *enstikprøveproblem* eftersom der er tale om et antal observationer, en stikprøve, fra en og samme fordeling.

Den generelle formulering af problemet er at man har n uafhængige observationer $y_1, y_2, \dots, y_n$ fra en poissonfordeling med parameter μ . Modelfunktionen er

$$f(y_1, y_2, \dots, y_n; \mu) = \prod_{j=1}^n \frac{\mu^{y_j}}{y_j!} \exp(-\mu) = \frac{\mu^{y_{\cdot}}}{y_1! y_2! \dots y_n!} \exp(-n\mu),$$

hvor $y_{\cdot}$ er statistikerens sædvanlige korte skrivemåde for $y_1 + y_2 + \dots + y_n$.

Estimation af parameteren

Poissonparameteren μ estimeres ved likelihoodmetoden. Likelihoodfunktionen svarende til observationerne $y_1, y_2, \dots, y_n$ er

$$L(\mu) = \frac{\mu^{y_{\cdot}}}{y_1! y_2! \dots y_n!} \exp(-n\mu),$$

så at

$$\ln L(\mu) = \text{konstant} + y_{\cdot} \ln \mu - n\mu.$$

Ifølge de sædvanlige principper er det bedste estimat over μ den værdi $\hat{\mu}$ der maksimerer L eller $\ln L$. Vi løser derfor ligningen $\frac{d}{d\mu} \ln L = 0$: Hvis $y_{\cdot} > 0$, er $\frac{d}{d\mu} \ln L(\mu) = \frac{y_{\cdot}}{\mu} - n$

som er lig 0 netop når μ er lig $\bar{y} = \frac{y}{n}$. Funktionen $\ln L$ har altså stationært punkt i $\mu = \bar{y}$, og da dens anden afledede $\frac{d^2}{d\mu^2} \ln L(\mu) = -\frac{y}{\mu^2}$ altid er negativ, er $\bar{y}$ et maksimumspunkt. Alt dette var under forudsætning af at $y > 0$. Hvis $y = 0$, er log-likelihoodfunktionen $-\mu + \text{konstant}$, og den antager sit maksimum når $\mu = 0$. Der gælder således i alle tilfælde at maksimaliseringsestimater for μ er gennemsnittet af observationerne:

$$\hat{\mu} = \bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n y_j.$$

I eksemplet er $\sum_{j=1}^{200} y_j = 0 \cdot 109 + 1 \cdot 65 + 2 \cdot 22 + 3 \cdot 3 + 4 \cdot 1 = 122$, så $\hat{\mu} = 122/200 = 0.61$ og dermed $\hat{\lambda} = \hat{\mu}/1 \text{ år} = 0.61 \text{ år}^{-1}$, dvs. dødsintensiteten er 0.61 dødsfald pr. år for hvert regiment. – Det ses at $\hat{\lambda}$ fremkommer som antal dødsfald divideret med antal regiment-år.

Modelkontrol

Inden for klassen af poissonfordelingsmodeller får vi den bedste beskrivelse af hestespark-observationerne ved at benytte intensiteten $\hat{\lambda} = 0.61$ dødsfald pr. regiment pr. år.

For at få et fingerpeg om hvor god denne den bedste beskrivelse er, udregner vi de »forventede« antal under forudsætning af at modellen er rigtig: Ifølge modellen er sandsynligheden for at der i et bestemt regiment-år er netop y dødsfald,

$$f(y; \hat{\lambda}) = \frac{(\hat{\lambda} \cdot 1 \text{ år})^y}{y!} \exp(-\hat{\lambda} \cdot 1 \text{ år}).$$

Ud af de 200 regiment-år skulle man derfor forvente ca. $200 \cdot f(0; \hat{\lambda})$ tilfælde med 0 dødsfald, ca. $200 \cdot f(1; \hat{\lambda})$ tilfælde med 1 dødsfald, ca. $200 \cdot f(2; \hat{\lambda})$ tilfælde med 2 dødsfald, osv. Disse forventede antal udregnes, og man får tabel 12.1. Det ses at de »forventede« antal stemmer fint overens med de observerede, og det må vi tage som tegn på at poissonmodellen ikke er helt hen i vejret.

Dispersionstestet

Undertiden vil man gerne udføre et numerisk test for rimeligheden af at antage at et sæt observationer $y_1, y_2, \dots, y_n$ er en stikprøve fra en poissonfordeling. Vi vil omtale en nem metode hertil.

Som nævnt side 159 har poissonfordelingen den egenskab at middelværdi og varians er ens. Man kunne derfor udregne den empiriske middelværdi og den empiriske varians, altså

$$\bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i \quad \text{og} \quad s^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2,$$

Tabel 12.1 Hestespark-eksemplet: De observerede antal år med y dødsfald sammenlignet med de »forventede« antal år med y dødsfald beregnet ud fra poissonmodellen.

antal dødsfald y	observeret antal år	»forventet« antal år
0	109	108.7
1	65	66.3
2	22	20.2
3	3	4.1
4	1	0.6
5+	0	0.1
	200	200.0

og se efter om de to er nogenlunde ens. Det viser sig hensigtsmæssigt at gøre dette på den måde at man udregner størrelsen

$$d = \frac{s^2}{\bar{y}}.$$

Hvis modelantagelsen er rigtig, skal d være tæt på 1, så man vil forkaste modellen hvis *enten* d_{obs} er så meget større end 1 at der kun er lille sandsynlighed (for eksempel 0.025) for at få en større værdi, *eller* d_{obs} er så meget mindre end 1 at der kun er lille sandsynlighed (for eksempel 0.025) for at få en mindre værdi. – Man kan bevise at når modellen er rigtig (og poissonparameteren ikke er alt for lille), så vil d med god tilnærmelse følge en χ^2/f -fordeling med $f = n - 1$ frihedsgrader (eller ensbetydende hermed: fd vil være χ^2 -fordelt med $f = n - 1$ frihedsgrader).

I hestespark-eksemplet fandt vi tidligere at $\bar{y} = 0.61$. Videre er

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 &= 109(0 - 0.61)^2 + 65(1 - 0.61)^2 \\ &\quad + 22(2 - 0.61)^2 + 3(3 - 0.61)^2 + 1(4 - 0.61)^2 \\ &= 121.58, \end{aligned}$$

så $s^2 = 121.58/199 = 0.611$ og dermed $d_{\text{obs}} = 0.611/0.61 = 1.002$. Den fundne d_{obs} -værdi ligger meget tæt på 1, også målt i forhold til χ^2/f -fordelingen med 199 frihedsgrader, og det numeriske test bekræfter dermed indtrykket af at poissonfordelingen giver en god beskrivelse af tallene.

12.2 Sammenligning af to poissonfordelinger

Vi vil diskutere spørgsmålet om sammenligning af to poissonfordelinger ud fra følgende eksempel.

Tabel 12.2 Resultater af mikrokernetællinger.

Behandlingsgruppen			Kontrolgruppen		
Mus nr.	Antal optalte celler r	Antal mikrokerneceller y	Mus nr.	Antal optalte celler r	Antal mikrokerneceller y
1	2096	1	1	2077	2
2	2138	10	2	2181	6
3	2086	7	3	2030	2
	6320	18		6288	10

Eksempel 12.1 (Ultralydsscanning)

Det er meget udbredt at foretage ultralydsscanning af gravide kvinder. Det menes/frygtes imidlertid at fostrene kan lide skade derved, idet der måske sker kromosomforandringer. For at undersøge dette nærmere har Meillier og Toldbod [13] udført en række laboratorieforsøg med mus.

Et antal drægtige mus udsættes for ultralydsbestråling i et vist stykke tid, hvorefter man undersøger leverceller fra fostrene for at se om der er dannet såkaldte mikrokerneceller. Mikrokerner i en celle opstår som følge af kromosomforandringer og/eller -ødelæggelser.

I dette eksempel, der kun behandler en del af forsøgets talmateriale, optræder to grupper à tre mus: en behandlingsgruppe og en kontrolgruppe. Behandlingsgruppen har fået ultralyd, hvorefter man har ladet gå 18 timer inden musene blev dræbt og prøverne udtaget. Kontrolgruppen er behandlet på samme måde, på nær at der denne gang ikke blev tændt for ultralydapparatet. Fra hver mus udtog man otte prøver; i alt undersøgte man for hver mus ca. 2000 celler og afgjorde om det var en mikrokernecelle eller ej. Derved fremkom resultaterne i tabel 12.2. Spørgsmålet er om disse tal tyder på at ultralyd har en skadelig virkning.

Modelopstilling

For hver mus er der øjensynlig to størrelser der er uforudsigelige, nemlig antal optalte celler r og antal mikrokerneceller y . Når vi skal formulere den statistiske model, skal vi tage stilling til om både r og y eller kun den ene af dem skal opfattes som observation af en stokastisk variabel.

Genstanden for den grundlæggende interesse i den foreliggende problemstilling er sandsynligheden for at en celle omdannes til en mikrokernecelle. I den forbindelse er det uinteressant at søge at opstille en model der kan påtage sig at beskrive variationen i antal optalte celler pr. mus. De indgående tider er de samme for alle forsøgsdyr; derfor behøver vi ikke indbygge tidsafhængigheder i modellen. Derimod skal vi søge at formulere en model der kan beskrive variationen i antallet af mikrokerneceller i en prøve af en given størrelse, udtaget fra en mus der har fået en given behandling. I modellen skal r -erne derfor indgå som givne konstanter og y -erne som udfald af stokastiske variable.

Da der for en enkelt mus optælles et meget stort antal celler der hver især har en meget

lille chance for at være blevet omdannet til en mikrokernecelle, kan vi antage (jf. trykfejlseksemplet side 160) at antal mikrokerneceller i en prøve med r celler er poissonfordelt med parameter $\mu = \lambda r$, hvor λ er en »omdannelsesintensitet«, nemlig sandsynligheden for at en optalt celle er en mikrokernecelle. Den systematiske forskel mellem behandlingsgrupperne skal beskrives ved hjælp af modellens parametre, så derfor skal mus med samme behandling have samme intensitet λ , hvorimod behandlingsgruppen og kontrolgruppen skal have hver sit λ . Vi indfører lidt notation for at kunne formulere modellen præcist:

r_{ij} = antal optalte celler fra mus nr. j i gruppe i ,

y_{ij} = antal mikrokerneceller fra mus nr. j i gruppe i ,

hvor $i = 1$ svarer til behandlingsgruppen og $i = 2$ til kontrolgruppen. Det vil sige at tabel 12.2 skematisk ser således ud:

gruppe 1			gruppe 2		
1	r_{11}	y_{11}	1	r_{21}	y_{21}
2	r_{12}	y_{12}	2	r_{22}	y_{22}
3	r_{13}	y_{13}	3	r_{23}	y_{23}
	$r_{1\cdot}$	$y_{1\cdot}$		$r_{2\cdot}$	$y_{2\cdot}$

Modellen er da at tallene $y_{11}, y_{12}, y_{13}, y_{21}, y_{22}, y_{23}$ skal opfattes som observerede værdier af stokastisk uafhængige poissonfordelte stokastiske variable $Y_{11}, Y_{12}, Y_{13}, Y_{21}, Y_{22}, Y_{23}$ hvor Y_{ij} har parameter $\mu_{ij} = \lambda_i r_{ij}$. Her er λ_1 og λ_2 ukendte parametre der beskriver henholdsvis behandlingsgruppen og kontrolgruppen, og r_{ij} -erne er kendte konstanter. Modelfunktionen bliver

$$\prod_{i=1}^2 \prod_{j=1}^3 \frac{(\lambda_i r_{ij})^{y_{ij}}}{y_{ij}!} \exp(-\lambda_i r_{ij}). \quad (12.1)$$

Det oprindelige spørgsmål om observationerne tyder på at ultralyd er skadeligt, kan nu oversættes til modellens sprog. Da den systematiske forskel mellem grupperne beskrives ved hjælp af parametrene λ_1 og λ_2 , bliver det relevante spørgsmål om observationerne tyder på at λ_1 og λ_2 er signifikant forskellige; med andre ord skal vi teste den statistiske hypotese $H_0 : \lambda_1 = \lambda_2$.

Estimation af parametrene

Maksimaliseringsestimaterne over λ_1 og λ_2 skal bestemmes på grundlag af likelihood-funktionen. Ud fra modelfunktionen (12.1) får vi

$$\begin{aligned}
L(\lambda_1, \lambda_2) &= \prod_{i=1}^2 \prod_{j=1}^3 \frac{(\lambda_i r_{ij})^{y_{ij}}}{y_{ij}!} \exp(-\lambda_i r_{ij}) \\
&= \text{konstant} \cdot \prod_{i=1}^2 \prod_{j=1}^3 \lambda_i^{y_{ij}} \exp(-\lambda_i r_{ij}) = \text{konstant} \cdot \prod_{i=1}^2 \lambda_i^{y_{i\cdot}} \exp(-\lambda_i r_{i\cdot})
\end{aligned}$$

hvor konstanten afhænger af r -erne og y -erne, men ikke af λ_1 og λ_2 . Vi ser at likelihoodfunktionen er den samme som man ville have fået hvis man udelukkende havde set på totalantallene $y_{1\cdot}$ og $y_{2\cdot}$ for hver mus og havde sagt at det var Y_1 og Y_2 , der var poissonfordelte med parametre $\lambda_1 r_{1\cdot}$ og $\lambda_2 r_{2\cdot}$. Derfor bliver estimatet over λ_i

$$\hat{\lambda}_i = \frac{y_{i\cdot}}{r_{i\cdot}},$$

altså det totale antal observerede mikrokerneceller i gruppe i divideret med det totale antal optalte celler i gruppe i , hvilket også er et estimat der virker umiddelbart rimeligt.

For at estimere det fælles λ under H_0 betragtes likelihoodfunktionen $L_0(\lambda) = L(\lambda, \lambda)$ der med betegnelserne $y_{\cdot\cdot} = y_{1\cdot} + y_{2\cdot}$ og $r_{\cdot\cdot} = r_{1\cdot} + r_{2\cdot}$ kan skrives som

$$L_0(\lambda) = \text{konstant} \cdot \prod_{i=1}^2 \lambda^{y_{i\cdot}} \exp(-\lambda r_{i\cdot}) = \text{konstant} \cdot \lambda^{y_{\cdot\cdot}} \exp(-\lambda r_{\cdot\cdot})$$

Maksimumspunktet er $\hat{\lambda} = y_{\cdot\cdot}/r_{\cdot\cdot}$, og det er også hvad man umiddelbart skulle vente, thi når H_0 er rigtig, er der ingen forskel på de to grupper, dvs. der er i realiteten kun tale om én enkelt gruppe bestående af $r_{\cdot\cdot}$ celler hvoraf $y_{\cdot\cdot}$ er mikrokerneceller.

I eksemplet bliver estimaterne

$$\begin{aligned}
\hat{\lambda}_{\text{behandling}} &= 18/6320 = 2.8 \cdot 10^{-3} \text{ mikrokerneceller pr. 1000 celler} \\
\hat{\lambda}_{\text{kontrol}} &= 10/6288 = 1.6 \cdot 10^{-3} \text{ mikrokerneceller pr. 1000 celler} \\
\hat{\lambda}_{\text{fælles}} &= 28/12608 = 2.2 \cdot 10^{-3} \text{ mikrokerneceller pr. 1000 celler.}
\end{aligned}$$

Man kan spørge hvor stor tiltro man nu kan have til disse tal. Det er ikke i statistikerens magt at udtale noget fornuftigt om diverse eksterne fejlkilder der eventuelt måtte have været i spil (det véd eksperimentator bedre). Statistikerne kan udtale sig om den tilfældige variation der beskrives af den statistiske model, for eksempel konkretiseret til *middelfejlene på estimatorerne*. Lad os derfor bestemme middelfejlen ($\propto$ standardafvigelsen) på $\hat{\lambda}_i$ i det foreliggende eksempel: Da $\hat{\lambda}_i = Y_i/r_{i\cdot}$, er den søgte størrelse $\sqrt{\text{Var} \hat{\lambda}_i} = \sqrt{\text{Var}(Y_i/r_{i\cdot})}$. Ifølge regnereglerne for varianser er $\text{Var}(Y_i/r_{i\cdot}) = \text{Var}(Y_i)/r_{i\cdot}^2$; endvidere er $\text{Var}(Y_i) = \lambda_i r_{i\cdot}$ fordi Y_i er poissonfordelt med parameter $\lambda_i r_{i\cdot}$. (Jf. side 159), så alt i alt har vi at middelfejlen på $\hat{\lambda}_i$ er $\sqrt{\text{Var}(Y_i/r_{i\cdot})} = \sqrt{\lambda_i/r_{i\cdot}}$. Da vi ikke kender λ_i men

kun et estimat $\hat{\lambda}_i = y_i/r_{i\cdot}$, kan vi kun udregne en *estimeret middelfejl* på λ_i , og den bliver $\sqrt{\hat{\lambda}_i/r_{i\cdot}} = \sqrt{y_i}/r_{i\cdot}$.

Man finder de estimerede middelfejl på $\hat{\lambda}_{\text{behandling}}$, $\hat{\lambda}_{\text{kontrol}}$ og $\hat{\lambda}_{\text{fælles}}$ til $0.67 \cdot 10^{-3}$, $0.50 \cdot 10^{-3}$ og $0.42 \cdot 10^{-3}$ mikrokerneceller pr. 1000 celler.

Som læseren nok vil have bemærket, benytter vi ved beregningen af de forskellige estimater slet ikke de individuelle værdier af r og y for de enkelte mus, vi benytter kun totalerne for hver gruppe. Er det da lige meget hvad værdierne for de enkelte mus er? Ja, det er det faktisk, *så længe der ikke er tvivl om poissonmodellens brugbarhed*. Men hvis vi er på udkig efter indicier for (eller imod) anvendeligheden af poissonmodellen, så er det i høj grad påkrævet at kende de enkelte værdier. For den statistiske model skal jo beskrive enkeltobservationernes tilfældige variation omkring et bestemt niveau, og hvis man vil vurdere antagelsen om at den tilfældige variation kan beskrives ved netop en poissonfordeling, så skal man undersøge enkeltobservationernes faktiske variation og vurdere om den ligner den fittede poissonfordeling.

Hypoteseprovning

Som nævnt skal vi teste den statistiske hypotese $H_0 : \lambda_1 = \lambda_2$. Det gøres som sædvanligt med et kvotienttest. Kvotientteststørrelsen er

$$\begin{aligned}
Q &= \frac{L(\hat{\lambda}, \hat{\lambda})}{L(\hat{\lambda}_1, \hat{\lambda}_2)} = \frac{\hat{\lambda}^{y_{1\cdot}} \hat{\lambda}^{y_{2\cdot}} \exp(-\hat{\lambda} r_{1\cdot} - \hat{\lambda} r_{2\cdot})}{\hat{\lambda}_1^{y_{1\cdot}} \hat{\lambda}_2^{y_{2\cdot}} \exp(-\hat{\lambda}_1 r_{1\cdot} - \hat{\lambda}_2 r_{2\cdot})} \\
&= \left(\frac{\hat{\lambda}}{\hat{\lambda}_1} \right)^{y_{1\cdot}} \left(\frac{\hat{\lambda}}{\hat{\lambda}_2} \right)^{y_{2\cdot}} \frac{\exp(-y_{1\cdot} - y_{2\cdot})}{\exp(-y_{1\cdot} - y_{2\cdot})} = \left(\frac{\hat{\lambda} r_{1\cdot}}{y_{1\cdot}} \right)^{y_{1\cdot}} \left(\frac{\hat{\lambda} r_{2\cdot}}{y_{2\cdot}} \right)^{y_{2\cdot}} \\
&= \left(\frac{y_{1\cdot}}{y_{1\cdot}} \right)^{y_{1\cdot}} \left(\frac{y_{2\cdot}}{y_{2\cdot}} \right)^{y_{2\cdot}},
\end{aligned}$$

hvor $\hat{y}_{i\cdot} = \hat{\lambda} r_{i\cdot}$ er det »forventede« antal mikrokerneceller i gruppe i , forudsat at H_0 er rigtig. Derfor er

$$-2 \ln Q = 2 \left(y_{1\cdot} \ln \frac{y_{1\cdot}}{\hat{y}_{1\cdot}} + y_{2\cdot} \ln \frac{y_{2\cdot}}{\hat{y}_{2\cdot}} \right).$$

Små værdier af Q , dvs. store værdier af $-2 \ln Q$, er signifikante, altså tegn på at hypotesen H_0 ikke er forenelig med de foreliggende data. For at vurdere om $-2 \ln Q_{\text{obs}}$ er signifikant stor, skal man bestemme testsandsynligheden $\varepsilon = P_0(-2 \ln Q \geq -2 \ln Q_{\text{obs}})$, altså sandsynligheden under H_0 for at få et observationssæt der er mindst lige så afvigende som det foreliggende. Da de forventede antal $\hat{y}_{i\cdot}$ afgjort er større end 5, kan man ved beregningen af ε udnytte at når H_0 er rigtig, så er $-2 \ln Q$ med god tilnærmelse χ^2 -fordelt med $f = 2 - 1$ frihedsgrader (nemlig antal parametre i grundmodellen minus antal parametre under H_0), således at ε med god tilnærmelse kan udregnes som

Tabel 12.3 Fordelingen af $n = 647$ kvinder efter antallet y af ulykkestilfælde i en fem ugers periode.

$f_y = \text{antal kvinder med } y \text{ ulykker}$	
y	
0	447
1	132
2	42
3	21
4	3
5	2
6+	0
	647

sandsynligheden for at få en værdi større end eller lig med $-2 \ln Q_{\text{obs}}$ i χ^2 -fordelingen med 1 frihedsgrad: $\varepsilon = P(\chi_1^2 \geq -2 \ln Q_{\text{obs}})$. I taleksemplet er $\hat{y}_1 = 14.0$ og $\hat{y}_{2*} = 14.0$, så $-2 \ln Q = 2(18 \ln \frac{18}{14.0} + 10 \ln \frac{10}{14.0}) = 2.32$. I χ^2 -fordelingen med 1 frihedsgrad er 80%-fraktilen 1.64 og 90%-fraktilen 2.71, så den fundne $-2 \ln Q$ -værdi svarer til et ε på mellem 10% og 20%. Man vil almindeligvis sige at en sådan ε -værdi ikke er lille nok til at man vil forkaste H_0 . Vi kan dermed konkludere at de foreliggende tal *ikke* giver statistisk belæg for at mene at ultralyd er skadeligt. (På den anden side giver de næppe heller belæg for at mene at ultralyd ikke er skadeligt.)

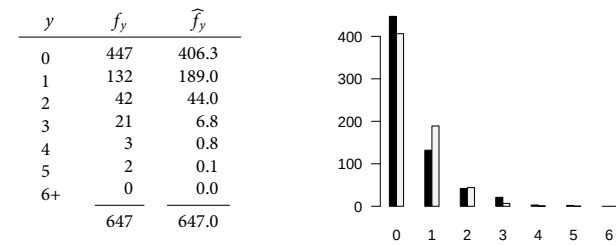
12.3 Et sværere eksempel

I dette afsnit gennemgås et eksempel hvor i første omgang poissonfordelingen søges anvendt; det viser sig imidlertid poissonfordelingsmodellen ikke passer særlig godt, og man må derfor finde på en anden model.

Præsentation af eksemplet

Man har undersøgt hvor mange ulykkestilfælde hver enkelt arbejder på en granatfabrik i England kom ud for i løbet af en fem ugers periode. Det hele foregik under første verdenskrig, og de pågældende arbejdere var kvinder (mens mændene var soldater). I tabel 12.3 ses fordelingen af $n = 647$ kvinder efter antallet y af ulykkestilfælde i en fem ugers periode. Man søger en statistisk model der kan beskrive dette talmateriale. – Eksemplet stammer fra [9], og er her i landet især kendt via sin forekomst i Hald [10] der i mere end en menneskealder har været en toneangivende dansk lærebog i statistik.

Lad y_i betegne antal ulykker som kvinde nr. i kommer ud for. Vi benytter betegnelsen f_y for antallet af kvinder der har været ude for netop y ulykker, dvs. i det foreliggende tilfæl-



Figur 12.1 Model 1: Observerede antal f_y (sorte søjler) og forventede antal $\hat{f}_y$ (lyse søjler).

de er $f_0 = 447$, $f_1 = 132$ osv. Det samlede antal ulykker er $0f_0 + 1f_1 + 2f_2 + \dots = \sum_{y=0}^{\infty} yf_y = 301$.

Vi går ud fra at y_i er en observation af en stokastisk variabel Y_i , $i = 1, 2, \dots, n$, og vi vil antage at de stokastiske variable $Y_1, Y_2, \dots, Y_n$ er indbyrdes uafhængige – hvad der måske er en lidt diskutabel antagelse.

Model 1

I første omgang kan man forsøge sig med en model hvor $Y_1, Y_2, \dots, Y_n$ er uafhængige og identisk poissonfordelte med parameter μ , dvs. $P(Y_i = y) = \frac{\mu^y}{y!} \exp(-\mu)$. Poissonfordelingen kommer ind i billedet ud fra en forestilling om at ulykkerne sker »helt tilfældigt«, og man kan sige at parameteren μ beskriver kvindernes »ulykkestilbøjelighed«.

I denne model estimeres μ ved $\hat{\mu} = \bar{y} = 301/647 = 0.465$, $\therefore$ der sker 0.465 ulykker pr. kvinde pr. fem uger. Det forventede antal kvinder med y ulykker er $\hat{f}_y = n \frac{\hat{\mu}^y}{y!} \exp(-\hat{\mu})$;

værdierne heraf ses i figur 12.1. Det fremgår at der ikke er nogen særlig god overensstemmelse mellem de observerede og de forventede antal. Man kan udregne variansen til $s^2 = 0.692$, og det er næsten halvanden gange middelværdien, hvilket er endnu et tegn på at poissonmodellen er dårlig. Man skal derfor nok overveje en anden model.

Model 2

Man kan udvide model 1 på følgende måde:

- ◊ Det antages stadig at $Y_1, Y_2, \dots, Y_n$ er uafhængige og poissonfordelte, men nu tillader vi at de har hver sin middelværdi, dvs. Y_i er poissonfordelt med parameter μ_i , $i = 1, 2, \dots, n$. Hvis modelopstillingen gjorde holdt her, ville der være en parameter for hver person, og man ville få et perfekt fit idet $\hat{\mu}_i = y_i$ for $i = 1, 2, \dots, n$. Men der endnu et trin i modelopbygningen:

- ◊ Vi vil antage at $\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n$ er uafhængige observationer fra en bestemt sandsynlighedsfordeling. Denne sandsynlighedsfordeling skal være en kontinuert fordeling på den positive halvakse, og det viser sig bekvemt at benytte en fordeling med en tæthedsfunktion af formen

$$g(\mu) = \frac{1}{\Gamma(\kappa)\beta^\kappa} \mu^{\kappa-1} \exp(-\mu/\beta), \quad \mu > 0.$$

[Symbolet $\Gamma(\kappa)$ betegner den såkaldte Gammafunktion, udregnet i κ . Pr. definition er $\Gamma(\kappa) = \int_0^{+\infty} t^{\kappa-1} \exp(-t) dt$. Hvis m er et naturligt tal, så er $\Gamma(m+1) = m!$. Gammafunktionen kommer ind i billedet fordi tæthedsfunktionen g skal integrere til 1, og det gør den da også, hvilket ses ved at foretage substitutionen $t = \mu/\beta$.]

Fordelingen med denne tæthedsfunktion g er en *gammafordeling* med formparameter $\kappa > 0$ og skalaparameter $\beta > 0$.

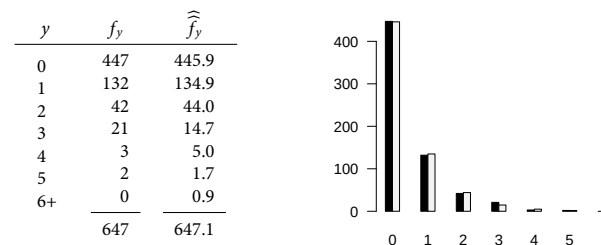
- ◊ Sandsynligheden for at en kvinde kommer ud for y ulykker, ville nu være lig med $\frac{\mu^y}{y!} \exp(-\mu)$, forudsat at vi kendte værdien af μ for den pågældende kvinde. Men da vi kun ved at μ følger fordelingen med tæthedsfunktion g , bliver den faktiske sandsynlighed for y ulykker et vægtet middeltal af værdierne $\frac{\mu^y}{y!} \exp(-\mu)$ med $g(\mu)$ -værdierne som vægte, og det betyder at sandsynligheden for at en kvinde kommer ud for netop y ulykker, alt i alt bliver

$$\begin{aligned} P(Y = y) &= \int_0^{+\infty} \frac{\mu^y}{y!} \exp(-\mu) \cdot g(\mu) d\mu \\ &= \int_0^{+\infty} \frac{\mu^y}{y!} \exp(-\mu) \frac{1}{\Gamma(\kappa)\beta^\kappa} \mu^{\kappa-1} \exp(-\mu/\beta) d\mu \\ &= \frac{\Gamma(y+\kappa)}{y! \Gamma(\kappa)} \left(\frac{1}{\beta+1} \right)^\kappa \left(\frac{\beta}{\beta+1} \right)^y \\ &= \frac{\Gamma(y+\kappa)}{y! \Gamma(\kappa)} p^\kappa (1-p)^y, \end{aligned}$$

hvor $p = 1/(\beta+1)$. Med betegnelsen $\binom{y+\kappa-1}{y} = \frac{\Gamma(y+\kappa)}{y! \Gamma(\kappa)}$ (som hvis κ er et naturligt tal, blot er den sædvanlige definition af binomialkoefficient) er sandsynligheden for y ulykker

$$P(Y = y) = \binom{y+\kappa-1}{y} p^\kappa (1-p)^y, \quad y = 0, 1, 2, \dots$$

Denne fordeling af Y er den såkaldte *negative binomialfordeling* med formparameter κ og sandsynlighedsparameter p . Her kan κ være et vilkårligt positivt tal og p et vilkårligt tal mellem 0 og 1 (fordi $p = 1/(1+\beta)$ hvor $\beta > 0$).



Figur 12.2 Model 2: Observerede antal f_y (sorte søjler) og forventede antal $\hat{f}_y$ (hvide søjler).

Den negative binomialfordeling har to parametre man kan »skruer på«, og man kan håbe at det derved er muligt at få den nye model til at passe bedre til observationerne end Model 1 gjorde.

I den nye model kan middelværdien vises at være $E(Y) = \kappa(1-p)/p$ som vi kalder μ , og variansen kan vises at være $\text{Var}(Y) = \kappa(1-p)/p^2 = \mu/p = \mu + \mu^2/\kappa$; det ses at variansen altid er større end middelværdien. – I det foreliggende talmateriale fandt vi netop at variansen var større end middelværdien, så foreløbig kan det ikke udelukkes at den negative binomialfordelingsmodel er brugbar.

Undertiden bruger man en anden parametrisering af fordelingen: i stedet for at bruge κ og p som parametre bruger man κ og μ .

Estimation af parametrene i Model 2

Vi benytter som altid likelihoodmetoden til estimation af de ukendte parametre. Likelihoodfunktionen er

$$\begin{aligned} L(\kappa, p) &= \prod_{i=1}^n \binom{y_i + \kappa - 1}{y_i} p^\kappa (1-p)^{y_i} \\ &= p^{n\kappa} (1-p)^{y_1 + y_2 + \dots + y_n} \prod_{i=1}^n \binom{y_i + \kappa - 1}{y_i} \\ &= \text{konstant} \cdot p^{n\kappa} (1-p)^y \cdot \prod_{k=1}^{\infty} (\kappa + k - 1)^{\sum_{j=k}^{\infty} f_j}, \end{aligned}$$

hvor f_k stadig betegner antal observationer som har værdien k . Logaritmen til likelihoodfunktionen bliver derfor (på nær en konstant)

$$\ln L(\kappa, p) = n\kappa \ln p + y \cdot \ln(1-p) + \sum_{k=1}^{\infty} \left(\sum_{j=k}^{\infty} f_j \right) \ln(\kappa + k - 1)$$

der i det konkrete eksempel antager det mere uskyldige udseende

$$\ln L(\kappa, p) = 647\kappa \ln p + 301 \ln(1-p) + 200 \ln \kappa + 68 \ln(\kappa+1) + 26 \ln(\kappa+2) + 5 \ln(\kappa+3) + 2 \ln(\kappa+4).$$

Vi overlader til computeren at bestemme maksimumspunktet for denne funktion. Man får at $\hat{\kappa} = 0.865$ og $\hat{\mu} = 0.465$ (så $\hat{p} = \hat{\kappa}/(\hat{\mu} + \hat{\kappa}) = 0.650$). De tilsvarende forventede antal

$$\hat{f}_y = n \binom{y + \hat{\kappa} - 1}{y} \hat{p}^{\hat{\kappa}} (1 - \hat{p})^y$$

ses i figur 12.2. På baggrund heraf tillader vi os at konkludere at den negative binomialfordelingsmodel beskriver observationerne godt nok.

12.4 Regn og tegn

Her vises hvordan man kan udføre de forskellige beregninger og tegninger med R.

Hestespark-eksemplet

Udgangspunktet er de fem observerede antal i tabel 12.1 side 165.

```
# Vi genskaber de oprindelige 200 obs. med »gentagelsesfunktionen« rep
y <- rep( 0:4, c(109, 65, 22, 3, 1))
y      # udskriv de 200 værdier
mean(y) # udskriv gennemsnittet

# dpois udregner poissonsandsynligheder som derefter bruges til at
# finde de forventede antal til tabel 12.1. Værdierne afrundes til én decimal:
round(200 * dpois(0:4, mean(y)), digits=1)

var(y) # udskriv den estimerede varians
d <- var(y)/mean(y) # udregn dispersionsteststørrelsen
f <- length(y)-1 # antal frihedsgrader (200-1=199)
# den tosidede testsandsynlighed:
pchisq(f*min(d,1/d), f) + 1 - pchisq(f*max(d,1/d), f)
```

Ultralyd-eksemplet

Data (tabel 12.2 side 166) indlæses fra en datafil ultralyd.dat hvis indhold er

Gruppe	Optalte	Antal
Behandling	2096	1
Behandling	2138	10
Behandling	2086	7
Kontrol	2077	2
Kontrol	2181	6
Kontrol	2030	2

Selve R-koden kan se sådan ud:

```
# indlæs data til datastrukturen ulyd
Ulyd <- read.table("ultralyd.dat", nrow=10, header=TRUE)

# Modellen estimeres med glm. Når man kalder glm med family=poisson,
# estimeres en såkaldt log-lineær model hvor man
# parametriserer modellen med ln(μ) i stedet for med μ.
# Da μij = λirij (jf. side 167), bliver ln μij = ln λi + ln rij
# hvor ln rij er en kendt konstant, en offset-værdi, og ln λi er den parameter
# som glm skal estimere. Det gøres på følgende måde (hvor 0+ i modelformlen sørger for
# at der estimeres separate gruppeparametre i stedet for et fælles niveau og afvigelser herfra):
G <- glm(Antal ~ 0 + Gruppe, offset=log(Optalte),
        family=poisson, data=Ulyd)

# Da glm estimerer ln λi, får vi λ̂-erne ved at tage exp af de estimerede koefficienter:
round(exp(G$coef), digits=4) # (resultatet afrundes til 4 cifre)

# Hypotesen om ens λ-er svarer til en model med en konstant (f.eks. 1)
# som den eneste forklarende variabel:
H0 <- update(G, . ~ 1)
round(exp(H0$coef), digits=4) # det fælles λ̂

# test af hypotesen H0 i forhold til grundmodellen G:
anova(H0, G)
# i udskriften fra anova aflæser man at Deviance, dvs. -2lnQ,
# er lig 2.2774 med 1 frihedsgrad, så testsandsynligheden kan findes som:
1 - pchisq(2.2774, 1)
# alternativt kan man gøre sådan:
1 - pchisq(H0$deviance-G$deviance, H0$df.residual-G$df.residual)
```

Granat-eksemplet

Den første model (jf. side 171) behandles på samme måde som hestesparkeeksemplet. Til estimation i den negative binomialfordelingsmodel (jf. side 171f) benyttes en særlig glm-variant glm.nb der findes i R-biblioteket MASS.

```
f <- c(447, 132, 42, 21, 3, 2, 0) # frekvenserne fy
y <- rep(0:6, f) # genskaber de 647 observationer.
mean(y); var(y) # empirisk middelværdi og varians
# udregn og udskriv de forventede antal f̂y i poissonmodellen
f.hat <- round(647 * dpois(0:6, mean(y)), digits=1)
f.hat
```

Så tegnes et pindediagram med to forskellige slags pinde svarende til hhv.
observerede og forventede antal (figur 12.1). (Funktionen rbind klitrer
sammen langs rækker, dvs. rbind(f, f.hat) bliver en 2 × 7-matrix.)


```
barplot(rbind(f,f.hat), beside=T, las=1, names.arg=0:6,
        space=c(0,3), col=gray(c(0, 0.95)))

# Vi skal bruge funktionen glm.nb fra biblioteket MASS:
require(MASS) # indlæs MASS hvis det ikke allerede er indlæst.
# Da vi kun har én stikprøve, skal højresiden i modelformlen være 1 (svarende
# til en forklarende variabel som er konstant).
NB <- glm.nb(y ~ 1, link=identity)
mu.hat <- NB$coef #  $\hat{\mu}$ 
kappa.hat <- NB$theta #  $\hat{\kappa}$ 
p.hat <- kappa.hat/(kappa.hat+mu.hat) #  $\hat{p} = \hat{\kappa}/(\hat{\kappa} + \hat{\mu})$ 
mu.hat ; kappa.hat ; p.hat # skriv værdierne

# Udregn og udskriv de forventede antal  $\hat{f}_y$ :
f.hathat <- round(647 * dnbinom(0:6, mu = mu.hat, size=kappa.hat),
                 digits=1)
f.hathat

# Tegn figur 12.2
barplot(rbind(f,f.hathat), beside=T, las=1, names.arg=0:6,
        space=c(0,3), col=gray(c(0, 0.95)))
```

Vedr. opgave 12.1

Man kan fremstille indholdet af en tabel svarende til tabel 12.4 sådan her:

```
# Vi benytter rpois til at fremstille tilfældige poissonfordelte tal med en given middelværdi,
# og matrix til at arrangere dem i en matrix:
y <- matrix(rpois(200, 3.14), nrow=20)
y # udskriv de 20 rækker med hver 10 tilfældige Poissonfordelte tal.

# Når man skriver apply(y,1,fkt), bliver funktionen fkt anvendt på hver række af y.
apply(y,1, sum) # de 20 rækkesummer
apply(y,1, mean) # de 20 rækkegensnits
apply(y,1, var) # de 20 rækkevarianser
# sådan kan man udregne d-værdierne og de tosidede testsandsynligheder:
d <- apply(y, 1,(function(x){var(x)/mean(x)}))
d
pchisq(9*pmin(d,1/d), 9)+ 1-pchisq(9*pmax(d,1/d), 9)
```

12.5 Opgaver

Opgave 12.1

Tabel 12.4 indeholder 20 stikprøver $y_1, y_2, \dots, y_{10}$ fra en poissonfordeling med $\mu = 3.14$.

1. Udregn $\hat{\mu}$ for hver stikprøve. Hvordan fordeler $\hat{\mu}$ sig omkring μ ?

Tabel 12.4 20 eksempler på udfald af stokastiske variable $Y_1, Y_2, \dots, Y_{10}$ frembragt af en poissonfordelings-tilfældighedsmekanisme med $\mu = 3.14$.

y_1	y_2	y_3	y_4	y_5	y_6	y_7	y_8	y_9	y_{10}	$y_{\cdot}$	$\bar{y}$	s^2
2	4	2	2	0	5	2	3	4	2	26	2.60	2.04
3	3	3	0	4	3	3	3	3	5	30	3.00	1.56
4	2	5	1	0	6	5	6	1	2	32	3.20	5.07
3	1	4	3	3	2	0	2	3	3	24	2.40	1.38
3	4	5	4	4	2	3	6	2	1	34	3.40	2.27
2	5	6	6	5	3	4	2	4	2	39	3.90	2.54
2	2	6	2	4	2	4	1	1	6	30	3.00	3.56
4	1	2	0	2	3	7	4	4	2	29	2.90	3.88
1	3	4	2	1	2	2	2	3	3	23	2.30	0.90
3	3	2	2	5	4	2	3	6	4	34	3.40	1.82
6	5	5	3	3	2	3	3	3	2	35	3.50	1.83
3	4	1	4	3	4	4	3	3	4	33	3.30	0.90
1	2	3	2	1	2	1	2	5	5	24	2.40	2.27
4	2	3	1	5	8	5	5	2	1	36	3.60	4.93
3	4	3	4	3	1	5	2	3	5	33	3.30	1.57
2	2	2	6	4	5	3	2	2	0	28	2.80	3.07
3	4	3	2	3	2	3	2	0	1	23	2.30	1.34
2	0	1	2	2	5	6	4	2	2	26	2.60	3.38
1	2	4	2	3	3	4	0	3	4	26	2.60	1.82
6	0	7	3	0	6	3	4	3	4	36	3.60	5.60

2. Udregn dispersionsteststørrelsen d for hver stikprøve. Hvordan ligger værdierne i forhold til χ^2/f -fordelingen?
3. Man kan bevise at en sum af uafhængige poissonfordelte størrelser er poissonfordelt med en parameter der er lig summen af parametrene. Derfor kan man opfatte de 20 værdier i $y_{\cdot}$ -søjlen som 20 observationer fra en poissonfordeling med parameter $10\mu (= 31.4)$. Udregn parameterestimatet og dispersionsteststørrelsen for disse 20 observationer.

Opgave 12.2 (Udsendelse af α -partikler)

I et berømt eksperiment har Rutherford og Geiger [18, 17] for hvert af i alt 2608 tidsintervaller af længde 7.5 sekund talt op hvor mange α -partikler der udsendes fra en bestemt portion af det radioaktive stof Polonium. Resultatet fremgår af tabel 12.5.

Det formodes at antal α -partikler udsendt i et tidsinterval af længde t (som er meget mindre end stoffets halveringstid) kan opfattes som en observation af en poissonfordelt stokastisk variabel med parameter λt , hvor λ er en slags strålingsintensitet.

1. Gør rede for rimeligheden af poissonfordelingsantagelsen, og præcisér den statistiske model.
2. Estimér λ ud fra de givne observationer.
3. Hvad kan dispersionstestet fortælle om rimeligheden af den foreslåede model?

Tabel 12.5 Opgave 12.2: Antal tidsintervaller f_y , hvor der udsendes netop y α -partikler.

y	f_y	y	f_y
0	57	8	45
1	203	9	27
2	383	10	10
3	525	11	4
4	532	12	0
5	408	13	1
6	273	14	1
7	139		

Tabel 12.6 Opgave 12.3: Fordelingen af drenge fra to vandværksdistrikter efter antal DMF-tænder.

y	antal med y DMF-tænder gamle vv.	hjelpe-vv.
0	1	
1	1	
2	8	6
3	3	5
4	13	6
5	7	3
6	8	7
7	2	4
8		3
9	2	4
10		1
11		
12		
13		1

Opgave 12.3 (Fluor i drikkevandet)

Det menes at fluor i drikkevandet kan modvirke huller i tænderne. I 1960-erne foretog man en undersøgelse af børns »tandstatus« og sammenholdt den med koncentrationen af fluor-ioner i drikkevandet fra det lokale vandværk. Tabel 12.6 viser data fra to vandværksdistrikter i Næstved. Man har bestemt antal DMF-tænder, dvs. tænder med huller efter caries samt udtrukne og plomberede tænder, hos de 12-årige drenge i de to distrikter. (Det kan i øvrigt nævnes at F^- -koncentrationen ved det gamle vandværk var 1.9 ppm og ved hjælpevandværket 1.2 ppm.)

Undersøg ved hjælp af en poissonfordelingsmodel om der er en signifikant forskel på forekomsten af DMF-tænder i de to vandværksdistrikter.

Opgave 12.4

Fortsættelse af opgave 11.2:

1. Antag at der er udført n cirklinger, og at i netop y tilfælde fandtes der et skud inde i cirklen. Hvordan skal man på denne baggrund estimere λ ?
2. Hvis man skal kunne opdage sjældne plantearter med denne metode, skal man nok bruge mere end 10 cirklinger. Antag at man stadig bruger cirkler med areal $a = 0.1 \text{ m}^2$. Hvis en art vokser med en tæthed på ca. et individ pr. 5 m^2 (dvs. $\lambda = 0.2 \text{ m}^{-2}$), hvor mange cirklinger skal man da foretage for at være 90% sikker på at opdage planten?

13 Multiplikative poissonmodeller

I DETTE KAPITEL gennemgås et eksempel på en såkaldt multiplikativ poissonmodel. Modellen er måske en smule mere indviklet end hvad der hidtil er blevet præsenteret, men på den anden side er det en type modeller der benyttes en del. Derudover er eksemplet interessant på den måde at man tilsyneladende kan nå frem til modstridende konklusioner blot ved at ændre en smule på fremgangsmåden ved analysen af modellen.

13.1 Præsentation af eksemplet: Lungekræft i Fredericia

I midten af 1970-erne var der en større debat om hvorvidt der var særlig stor risiko for at få lungekræft når man boede i byen Fredericia. Grunden til at der kunne være en større risiko, var at der i Fredericia var en betydelig mængde luftforurenende industri som tilmed lå midt inde i byen. For at kunne afgøre spørgsmålet indsamlede man data om lungekræfthypigheden i perioden 1968-71, dels i Fredericia, dels i byerne Horsens, Kolding og Vejle. De tre sidste byer skulle tjene som sammenligningsgrundlag, idet det var byer af nogenlunde samme art som Fredericia, på nær den mistænkte industri.

Lungekræft opstår tit som et resultat af daglige påvirkninger af skadelige stoffer gennem mange år. En eventuel større risiko i Fredericia kunne måske derfor vise sig ved at lungekræftpatienterne fra Fredericia var yngre end dem fra kontrolbyerne, og det er under alle omstændigheder tilfældet at lungekræft optræder med meget forskellig hyppighed i forskellige aldersklasser. Det er derfor ikke nok at se på de totale antal lungekræfttilfælde, man skal se på antal tilfælde i forskellige aldersklasser. De foreliggende tal er vist i tabel 13.1. Da antallene af lungekræfttilfælde i sig selv ikke siger noget så længe man ikke kender risikogruppernes størrelse, må man også rapportere antal indbyggere i de forskellige aldersklasser og byer, se tabel 13.2.

Det der nu er statistikerens opgave, er at beskrive tallene i tabel 13.1 ved hjælp af en statistisk model hvori der indgår nogle parametre der i en passende forstand beskriver risikoen for at få lungekræft når man tilhører en bestemt aldersgruppe og bor i en bestemt by. Endvidere ville det være formålstjenligt hvis man kunne udskille nogle parametre der beskrev »byvirkninger« (dvs. forskelle mellem byer) efter at man på en eller anden måde havde taget højde for forskellene mellem aldersgrupperne.

Tabel 13.1 Lungekræfttilfælde i fire byer fordelt på aldersklasser (fra Andersen [2]).

aldersklasse	Fredericia	Horsens	Kolding	Vejle	i alt
40-54	11	13	4	5	33
55-59	11	6	8	7	32
60-64	11	15	7	10	43
65-69	10	10	11	14	45
70-74	11	12	9	8	40
75+	10	2	12	7	31
i alt	64	58	51	51	224

13.2 Modelopstilling

Den statistiske model skal ikke modellere variationen i antallet af indbyggere i de forskellige byer og aldersklasser, så derfor vil vi anse disse antal for givne konstanter. Det er antallene af lungekræfttilfælde der skal opfattes som observerede værdier af stokastiske variable, og det er fordelingen af disse stokastiske variable der skal specificeres af den statistiske model. Vi indfører noget notation:

$$y_{ij} = \text{antal tilfælde i aldersgruppe } i \text{ i by } j,$$

$$r_{ij} = \text{antal personer i aldersgruppe } i \text{ i by } j,$$

hvor $i = 1, 2, 3, 4, 5, 6$ nummererer aldersgrupperne, og $j = 1, 2, 3, 4$ nummererer byerne. Observationerne y_{ij} opfattes som observerede værdier af stokastiske variable Y_{ij} .

Inspireret af kapitel 11 kunne man foreslå at Y_{ij} skulle være poissonfordelt med en parameter μ_{ij} der afhænger af aldersgruppe og by (modellen skal ikke indeholde observationsperiodens længde da denne er konstant lig 4 år). Hvis vi skriver μ_{ij} som $\mu_{ij} = \lambda_{ij}r_{ij}$, så kan intensiteten λ_{ij} fortolkes som antal lungekræfttilfælde pr. person i aldersgruppe i i by j i den betragtede fireårsperiode, dvs. λ er den *alders- og byspecifikke cancer-incidens*. Endvidere vil vi gå ud fra at de enkelte Y_{ij} -er er stokastisk uafhængige. Grundmodellen er altså at

de stokastiske variable Y_{ij} er stokastisk uafhængige og poissonfordelte, og Y_{ij} har parameter $\lambda_{ij}r_{ij}$ hvor λ_{ij} -erne er ukendte positive parametre.

Det er let nok at estimere parametrene i grundmodellen. Eksempelvis estimeres intensiteten λ_{21} for 55-59-årige i Fredericia til $11/800 = 0.014$ (dvs. 0.014 tilfælde pr. person pr. 4 år). Den generelle opskrift er $\hat{\lambda}_{ij} = y_{ij}/r_{ij}$.

Nu var det jo tanken at vi gerne ville kunne komme til at sammenligne byerne efter at vi havde taget højde for deres forskellige aldersfordelinger, og det kan ikke uden videre lade sig gøre i grundmodellen. Derfor vil vi undersøge om det lader sig gøre at beskrive

Tabel 13.2 Antal indbyggere i de forskellige aldersklasser i de fire byer (fra Andersen [2]).

aldersklasse	Fredericia	Horsens	Kolding	Vejle	i alt
40-54	3059	2879	3142	2520	11600
55-59	800	1083	1050	878	3811
60-64	710	923	895	839	3367
65-69	581	834	702	631	2748
70-74	509	634	535	539	2217
75+	605	782	659	619	2665
i alt	6264	7135	6983	6026	26408

data med en model hvor λ_{ij} er spaltet op i et produkt $\alpha_i \beta_j$ af en *aldersvirkning* α_i og en *byvirkning* β_j . Hvis dette lader sig gøre, er vi heldigt stillede, for så kan vi sammenligne byerne ved at sammenligne byparametrene β_j .

Vi vil derfor i første omgang teste den statistiske hypotese

$$H_0 : \lambda_{ij} = \alpha_i \beta_j$$

hvor $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4, \alpha_5, \alpha_6, \beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4$ er ukendte parametre. (Mere udførligt lyder hypotesen: Der findes parametre $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4, \alpha_5, \alpha_6, \beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4$ således at der for by j og aldersgruppe i gælder at lungekræfttrisikoen λ_{ij} fås som $\lambda_{ij} = \alpha_i \beta_j$.) – Hypotesen H_0 specificerer en såkaldt *multiplikativ* model fordi aldersparametre og byparametre indgår multiplikativt.

En detalje vedrørende parametriseringen

Der er det særlige ved parametriseringen af modellen under H_0 at den ikke er injektiv. At en parametrisering er *injektiv* betyder at forskellige parametersæt giver forskellige udgaver af modellen.

De 10 parametre $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4, \alpha_5, \alpha_6, \beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4$ indgår udelukkende i modellen via produkterne $\alpha_i \beta_j$. Antag nu at to parametersæt $(\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4, \alpha_5, \alpha_6, \beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4)$ og $(\alpha_1^*, \alpha_2^*, \alpha_3^*, \alpha_4^*, \alpha_5^*, \alpha_6^*, \beta_1^*, \beta_2^*, \beta_3^*, \beta_4^*)$ giver anledning til de samme produkter, dvs. antag at

$$\alpha_i \beta_j = \alpha_i^* \beta_j^* \quad (13.1)$$

for alle i og j . Så gælder også

$$\alpha_i / \alpha_i^* = \beta_j^* / \beta_j \quad (13.2)$$

for alle i og j . Da højresiden af formel (13.2) ikke involverer i , så kan venstresiden heller ikke afhænge af i , det vil sige der findes en konstant c således at $\alpha_i / \alpha_i^* = c$ og dermed $\alpha_i^* = \alpha_i / c$ for alle i . Videre er $\beta_j^* / \beta_j = \alpha_i / \alpha_i^* = c$, det vil sige $\beta_j^* = c \beta_j$ for alle j .

Parametersættet $(\alpha_1^*, \alpha_2^*, \alpha_3^*, \alpha_4^*, \alpha_5^*, \alpha_6^*, \beta_1^*, \beta_2^*, \beta_3^*, \beta_4^*)$ må altså nødvendigvis være af formen

$$\begin{aligned} & (\alpha_1^*, \alpha_2^*, \alpha_3^*, \alpha_4^*, \alpha_5^*, \alpha_6^*, \beta_1^*, \beta_2^*, \beta_3^*, \beta_4^*) \\ &= \left(\frac{\alpha_1}{c}, \frac{\alpha_2}{c}, \frac{\alpha_3}{c}, \frac{\alpha_4}{c}, \frac{\alpha_5}{c}, \frac{\alpha_6}{c}, c\beta_1, c\beta_2, c\beta_3, c\beta_4 \right) \end{aligned} \quad (13.3)$$

hvor c er en positiv konstant. Omvendt gælder også at hvis det stjernede parametersæt er defineret ved formel (13.3), så vil formel (13.1) være opfyldt. Hermed har vi fået klarlagt dels at parametriseringen ikke er injektiv, dels hvilke parametersæt der giver den samme model.

De 10 parametre skal pålægges ét bånd for at få en injektiv parametrisering. Et sådant bånd kan være at $\alpha_1 = 1$, eller at $\alpha_1 + \alpha_2 + \dots + \alpha_6 = 1$, eller at $\alpha_1 \alpha_2 \dots \alpha_6 = 1$, eller det tilsvarende for β , osv.

I det aktuelle eksempel vil vi benytte betingelsen $\beta_1 = 1$, dvs. vi definerer at parametrene for Fredericia skal være lig 1. Med denne betingelse er parametriseringen injektiv, for hvis både β_1 og $\beta_1^* = c\beta_1$ skal være 1, så må c nødvendigvis være lig 1. Samtidig noterer vi at der er $10 - 1 = 9$ forskellige parametre at estimere.

13.3 Den multiplikative model

I den multiplikative model lader det sig ikke gøre at opskrive simple udtryk for estimaterne, man er henvist til at benytte numeriske metoder for at bestemme talværdierne i de konkrete tilfælde. En computer med noget ordentligt statistikprogram vil uden videre kunne levere de ønskede værdier.

Parametersættet $(\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3, \alpha_4, \alpha_5, \alpha_6, \beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4)$ (hvor $\beta_1 = 1$) skal ifølge de sædvanlige principper bestemmes så det maksimaliserer likelihoodfunktionen. I grundmodellen er likelihoodfunktionen

$$L = \prod_{i=1}^6 \prod_{j=1}^4 \frac{(\lambda_{ij} r_{ij})^{y_{ij}}}{y_{ij}!} \exp(-\lambda_{ij} r_{ij}) = \text{konstant} \cdot \prod_{i=1}^6 \prod_{j=1}^4 \lambda_{ij}^{y_{ij}} \exp(-\lambda_{ij} r_{ij}).$$

Når vi her erstatter λ_{ij} med $\alpha_i \beta_j$, får vi likelihoodfunktionen L_0 under H_0 :

$$\begin{aligned} L_0 &= \text{konstant} \cdot \prod_{i=1}^6 \prod_{j=1}^4 \alpha_i^{y_{ij}} \beta_j^{y_{ij}} \exp(-\alpha_i \beta_j r_{ij}) \\ &= \text{konstant} \cdot \left(\prod_{i=1}^6 \alpha_i^{y_{i\cdot}} \right) \left(\prod_{j=1}^4 \beta_j^{y_{\cdot j}} \right) \exp\left(-\sum_{i=1}^6 \sum_{j=1}^4 \alpha_i \beta_j r_{ij}\right). \end{aligned}$$

Den tilsvarende log-likelihoodfunktion $\ln L_0$ er

$$\ln L_0 = \text{konstant} + \left(\sum_{i=1}^6 y_{i\cdot} \ln \alpha_i \right) + \left(\sum_{j=1}^4 y_{\cdot j} \ln \beta_j \right) - \sum_{i=1}^6 \sum_{j=1}^4 \alpha_i \beta_j r_{ij}.$$

Opgaven er nu at bestemme det parametersæt $(\hat{\alpha}_1, \hat{\alpha}_2, \hat{\alpha}_3, \hat{\alpha}_4, \hat{\alpha}_5, \hat{\alpha}_6, 1, \hat{\beta}_2, \hat{\beta}_3, \hat{\beta}_4)$ der maksimaliserer L_0 . Denne opgave lader sig ikke løse sådan lige uden videre; i praksis vil statistikerne benytte sig af et computerprogram der kan analysere *generaliserede lineære modeller*, idet den multiplikative poissonmodel er et specialtilfælde heraf.

Med programmet R får man (jf. afsnit 13.8)

$$\begin{aligned} \hat{\alpha}_1 &= 0.004 & \hat{\beta}_1 &= 1 \\ \hat{\alpha}_2 &= 0.011 & \hat{\beta}_2 &= 0.719 \\ \hat{\alpha}_3 &= 0.016 & \hat{\beta}_3 &= 0.690 \\ \hat{\alpha}_4 &= 0.021 & \hat{\beta}_4 &= 0.762 \\ \hat{\alpha}_5 &= 0.023 & & \\ \hat{\alpha}_6 &= 0.015 & & \end{aligned}$$

Efter at have bestemt de bedste estimater over α -erne og β -erne skal vi beskæftige os med hvor god en beskrivelse de faktisk giver af datamaterialet.

Formelt består opgaven i at teste multiplikativitetshypotesen H_0 , og dette gøres som sædvanlig med et kvotienttest: Man udregner $-2 \ln Q$ hvor

$$Q = \frac{L_0(\hat{\alpha}_1, \hat{\alpha}_2, \hat{\alpha}_3, \hat{\alpha}_4, \hat{\alpha}_5, \hat{\alpha}_6, 1, \hat{\beta}_2, \hat{\beta}_3, \hat{\beta}_4)}{L(\hat{\lambda}_{11}, \hat{\lambda}_{12}, \dots, \hat{\lambda}_{63}, \hat{\lambda}_{64})}.$$

Små værdier af Q eller store værdier af $-2 \ln Q$ er signifikante, dvs. de tyder på at H_0 ikke giver en tilstrækkelig god beskrivelse af data. For at afgøre om $-2 \ln Q_{\text{obs}}$ er signifikant stor, skal vi se på testsandsynligheden ε , altså sandsynligheden for at få en værre $-2 \ln Q$ -værdi forudsat at H_0 er rigtig:

$$\varepsilon = P_0(-2 \ln Q \geq -2 \ln Q_{\text{obs}}).$$

Når H_0 er rigtig, er $-2 \ln Q$ med god tilnærmelse χ^2 -fordelt med $f = 24 - 9 = 15$ frihedsgrader (forudsat at de forventede antal alle er mindst fem). Det betyder at testsandsynligheden kan bestemmes som $\varepsilon = P(\chi_{15}^2 \geq -2 \ln Q_{\text{obs}})$. Efter en del omskrivninger finder man at

$$-2 \ln Q = 2 \sum_{i=1}^6 \sum_{j=1}^4 y_{ij} \ln \frac{y_{ij}}{\hat{y}_{ij}}.$$

Man kan udregne de forventede antal lungekræfttilfælde $\hat{y}_{ij} = \hat{\alpha}_i \hat{\beta}_j r_{ij}$ i hver enkelt by og aldersklasse (tabel 13.3). Det kan måske også være interessant at udregne de estimerede alders- og by-specifikke lungekræftintensiteter $\hat{\alpha}_i \hat{\beta}_j$ (tabel 13.4).

Indsættes tallene fra tabel 13.1 og tabel 13.3 i udtrykket for $-2 \ln Q$, får man at $-2 \ln Q_{\text{obs}} = 23.45$. I χ^2 -fordelingen med $f = 24 - 9 = 15$ frihedsgrader er 90%-fraktilen

Tabel 13.3 De forventede antal $\hat{y}_{ij}$ af lungekræfttilfælde under den multiplikative poissonmodel.

aldersklasse	Fredericia	Horsens	Kolding	Vejle	i alt
40-54	11.01	7.45	7.80	6.91	33.17
55-59	8.64	8.41	7.82	7.23	32.10
60-64	11.64	10.88	10.13	10.48	43.13
65-69	12.20	12.59	10.17	10.10	45.06
70-74	11.66	10.44	8.45	9.41	39.96
75+	8.95	8.32	6.73	6.98	30.98
i alt	64.10	58.09	51.10	51.11	224.40

22.3 og 95%-fraktile 25.0. Den opnåede værdi $-2 \ln Q_{\text{obs}} = 23.45$ svarer altså til en testsandsynlighed ε på mellem 5% og 10%, og der er dermed ikke alvorlig evidens imod modellens brugbarhed. Vi tillader os at gå ud fra at modellen faktisk er anvendelig, dvs. *lungekræftsisikoen afhænger multiplikativt af by og alder*.

Hermed er vi nået frem til en statistisk model der beskriver data ved hjælp af nogle by-parametre og nogle alders-parametre, men uden parametre svarende til en vekselvirkning mellem by og alder. Det betyder at den forskel der er mellem byerne, er den samme for alle aldersklasser, og at den forskel der er mellem aldersklasserne, er den samme i alle byer. Når vi skal sammenligne byerne, kan vi derfor gøre det ved udelukkende at betragte β -erne.

13.4 Ens byer?

Det hele går ud på at vurdere om der er signifikant forskel på byerne. Hvis der ikke er nogen forskel, så må byparametrene være ens, dvs. $\beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = \beta_4$, og da $\beta_1 = 1$, må den fælles værdi være 1. Derfor vil vi teste den statistiske hypotese

$$H_1 : \beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = \beta_4 = 1.$$

Hypotesen skal testes i forhold til den aktuelle grundmodel H_0 , så teststørrelsen bliver

$$Q = \frac{L_1(\hat{\alpha}_1, \hat{\alpha}_2, \hat{\alpha}_3, \hat{\alpha}_4, \hat{\alpha}_5, \hat{\alpha}_6)}{L_0(\hat{\alpha}_1, \hat{\alpha}_2, \hat{\alpha}_3, \hat{\alpha}_4, \hat{\alpha}_5, \hat{\alpha}_6, 1, \hat{\beta}_2, \hat{\beta}_3, \hat{\beta}_4)}$$

hvor $L_1(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_6) = L_0(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_6, 1, 1, 1, 1)$ er likelihoodfunktionen under H_1 , og $\hat{\alpha}_1, \hat{\alpha}_2, \dots, \hat{\alpha}_6$ er estimaterne over $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_6$ under H_1 , dvs. $\hat{\alpha}_1, \hat{\alpha}_2, \dots, \hat{\alpha}_6$ maksimiserer L_1 .

Funktionen L_1 kan omskrives til et produkt af seks funktioner, hver med sit α :

$$L_1(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_6) = \text{konstant} \cdot \prod_{i=1}^6 \prod_{j=1}^4 \alpha_i^{y_{ij}} \exp(-\alpha_i r_{ij}) = \text{konstant} \cdot \prod_{i=1}^6 \alpha_i^{y_{i\cdot}} \exp(-\alpha_i r_{i\cdot}).$$

Tabel 13.4 Estimerede alders- og byspecifikke lungekræftintensiteter i perioden 1986-71 under den multiplikative poissonmodel. Værdierne er antal pr. 1000 indbyggere pr. 4 år.

aldersklasse	Fredericia	Horsens	Kolding	Vejle
40-54	3.6	2.6	2.5	2.7
55-59	10.8	7.8	7.5	8.2
60-64	16.4	11.8	11.3	12.5
65-69	21.0	15.1	14.5	16.0
70-74	22.9	16.5	15.8	17.4
75+	14.8	10.6	10.2	11.3

Maksimaliseringsestimater findes derfor til $\hat{\alpha}_i = \frac{y_{i\cdot}}{r_{i\cdot}}$. Talværdierne bliver

$$\hat{\alpha}_1 = 33/11600 = 0.0028$$

$$\hat{\alpha}_2 = 32/3811 = 0.0084$$

$$\hat{\alpha}_3 = 43/3367 = 0.0128$$

$$\hat{\alpha}_4 = 45/2748 = 0.0164$$

$$\hat{\alpha}_5 = 40/2217 = 0.0180$$

$$\hat{\alpha}_6 = 31/2665 = 0.0116.$$

Kvotientteststørrelsen er

$$\begin{aligned} Q &= \frac{L_1(\hat{\alpha}_1, \hat{\alpha}_2, \hat{\alpha}_3, \hat{\alpha}_4, \hat{\alpha}_5, \hat{\alpha}_6)}{L_0(\hat{\alpha}_1, \hat{\alpha}_2, \hat{\alpha}_3, \hat{\alpha}_4, \hat{\alpha}_5, \hat{\alpha}_6, 1, \hat{\beta}_2, \hat{\beta}_3, \hat{\beta}_4)} \\ &= \frac{\prod_{i=1}^6 \prod_{j=1}^4 \hat{\alpha}_i^{y_{ij}} \exp(-\hat{\alpha}_i r_{ij})}{\prod_{i=1}^6 \prod_{j=1}^4 (\hat{\alpha}_i \hat{\beta}_j)^{y_{ij}} \exp(-\hat{\alpha}_i \hat{\beta}_j r_{ij})} \\ &= \prod_{i=1}^6 \prod_{j=1}^4 \left(\frac{\hat{y}_{ij}}{\hat{\beta}_j} \right)^{y_{ij}} \cdot \exp\left(-\sum_{i=1}^6 \sum_{j=1}^4 \hat{y}_{ij} + \sum_{i=1}^6 \sum_{j=1}^4 \hat{y}_{ij} \right) \end{aligned}$$

hvor $\hat{y}_{ij} = \hat{\alpha}_i \hat{\beta}_j r_{ij}$ (som hidtil), og $\hat{y}_{ij} = \hat{\alpha}_i r_{ij}$.

Da $\sum_{i=1}^6 \sum_{j=1}^4 \hat{y}_{ij} = \sum_{i=1}^6 \sum_{j=1}^4 \hat{y}_{ij} = \sum_{i=1}^6 \sum_{j=1}^4 y_{ij}$, er $Q = \prod_{i=1}^6 \prod_{j=1}^4 \left(\frac{\hat{y}_{ij}}{\hat{\beta}_j} \right)^{y_{ij}}$ og dermed

$$-2 \ln Q = 2 \sum_{i=1}^6 \sum_{j=1}^4 y_{ij} \ln \frac{\hat{y}_{ij}}{\hat{\beta}_j}.$$

Store værdier af $-2 \ln Q$ er signifikante. Man skal sammenholde $-2 \ln Q$ med χ^2 -fordelingen med $f = 9 - 6 = 3$ frihedsgrader.

Tabel 13.5 De forventede antal $\widehat{y}_{ij}$ af lungekræfttilfælde under antagelsen om at der ikke er forskel på byerne.

aldersklasse	Fredericia	Horsens	Kolding	Vejle	i alt
40-54	8.70	8.19	8.94	7.17	33.00
55-59	6.72	9.10	8.82	7.38	32.02
60-64	9.09	11.81	11.46	10.74	43.10
65-69	9.53	13.68	11.51	10.35	45.07
70-74	9.16	11.41	9.63	9.70	39.90
75+	7.02	9.07	7.64	7.18	30.91
i alt	50.22	63.26	58.00	52.52	224.00

De forventede tal er vist i tabel 13.5. Indsættes værdierne fra tabel 13.1, tabel 13.3 og tabel 13.5 i udtrykket for $-2\ln Q$, fås $-2\ln Q_{\text{obs}} = 4.86$. I χ^2 -fordelingen med $f = 9 - 6 = 3$ frihedsgrader er 80%-fraktilen 4.64 og 90%-fraktilen 6.25, således at testsandsynligheden ε er næsten 20%. De foreliggende observationer er altså fint forenelige med hypotesen H_1 om at der ikke er nogen forskel på byerne. Sagt på en anden måde, *der er ikke nogen signifikant forskel på byerne*.

13.5 En anden mulighed

Det er sjældent tilfældet at der én bestemt måde at undersøge en praktisk problemstilling på ved hjælp af en statistisk model og en statistisk hypotese. Det aktuelle spørgsmål om der er en øget risiko for lungekræft ved at bo i Fredericia, blev i forrige afsnit belyst ved at vi testede hypotesen H_1 om ens byparametre. Det viste sig at H_1 kunne accepteres, og man kan således sige at der ikke er nogen signifikant forskel på de fire byer.

Nu kan man imidlertid angribe problemet på en anden måde. Man kan sige at det hele drejer sig om at vurdere om det er farligere at bo i Fredericia end i en af de tre øvrige byer. Dermed er det indirekte forudsat at de tre øvrige byer er stort set ens, hvilket man måske burde teste. Man kunne derfor anlægge følgende strategi for formulering og test af hypoteser:

1. Vi går stadig ud fra den multiplikative poissonmodel H_0 som grundmodel.
2. Først undersøges om det kan antages at de tre byer Horsens, Kolding og Vejle er ens, dvs. vi vil teste hypotesen

$$H_2 : \beta_2 = \beta_3 = \beta_4 .$$

3. Hvis H_2 bliver accepteret, er der et fælles niveau β for de tre »kontrolbyer«. Vi kan derefter sammenligne Fredericia med dette fælles niveau ved at teste om $\beta_1 = \beta$.

Da β_1 pr. definition er lig 1, er den hypotese der skal testes,

$$H_3 : \beta = 1.$$

Vi skal altså først teste hypotesen $H_2 : \beta_2 = \beta_3 = \beta_4$ om ens kontrolbyer i forhold til den multiplikative model H_0 . Det gøres ved at udregne $-2\ln Q$, hvor

$$Q = \frac{L_2(\tilde{\alpha}_1, \tilde{\alpha}_2, \dots, \tilde{\alpha}_6, \tilde{\beta})}{L_0(\hat{\alpha}_1, \hat{\alpha}_2, \dots, \hat{\alpha}_6, 1, \hat{\beta}_2, \hat{\beta}_3, \hat{\beta}_4)},$$

$L_2(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_6, \beta) = L_0(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_6, 1, \beta, \beta, \beta)$ er likelihoodfunktionen under H_2 , og $\tilde{\alpha}_1, \tilde{\alpha}_2, \dots, \tilde{\alpha}_6, \tilde{\beta}$ er maksimaliseringsestimaterne under H_2 . Når H_2 er rigtig, er $-2\ln Q$ med god tilnærmelse χ^2 -fordelt med $f = 9 - 7 = 2$ frihedsgrader.

Modellen H_2 svarer til en multiplikativ poissonmodel med to byer (nemlig Fredericia og resten) og seks aldersklasser, og der er derfor ingen principielt nye problemer forbundet med at estimere parametrene under H_2 . Man finder

$$\begin{aligned} \tilde{\alpha}_1 &= 0.004 & \beta_1 &= 1 \\ \tilde{\alpha}_2 &= 0.011 & \tilde{\beta} &= 0.722 \\ \tilde{\alpha}_3 &= 0.016 \\ \tilde{\alpha}_4 &= 0.021 \\ \tilde{\alpha}_5 &= 0.023 \\ \tilde{\alpha}_6 &= 0.015 \end{aligned}$$

Endvidere bliver

$$-2\ln Q = 2 \sum_{i=1}^6 \sum_{j=1}^4 y_{ij} \ln \frac{\widehat{y}_{ij}}{\tilde{y}_{ij}},$$

hvor $\widehat{y}_{ij} = \hat{\alpha}_i \hat{\beta}_j r_{ij}$, se tabel 13.3, og

$$\begin{aligned} \tilde{y}_{i1} &= \tilde{\alpha}_i r_{i1} \\ \tilde{y}_{ij} &= \tilde{\alpha}_i \tilde{\beta} r_{ij}, \quad j = 2, 3, 4. \end{aligned}$$

De forventede antal $\tilde{y}_{ij}$ ses i tabel 13.6. Når man indsætter værdierne fra tabel 13.1, tabel 13.3 og tabel 13.6 i det netop fundne udtryk for $-2\ln Q$, fås $-2\ln Q_{\text{obs}} = 0.253$ der skal sammenholdes med χ^2 -fordelingen med $f = 9 - 7 = 2$ frihedsgrader. I χ^2 -fordelingen med $f = 2$ frihedsgrader er 20%-fraktilen 0.446, så testsandsynligheden er altså godt 80%, og det betyder at H_2 er udmærket forenelig med de foreliggende data. Vi kan altså udmærket tillade os at gå ud fra at der ikke signifikant forskel på de tre byer.

Herefter kan vi gå over til at teste H_3 om at de fire byer er ens, hvorimod de seks aldersgrupper tillades at være forskellige. Under forudsætning af H_2 er H_3 identisk med

Tabel 13.6 De forventede antal $\tilde{y}_{ij}$ af lungekræfttilfælde under H_2 .

aldersklasse	Fredericia	Horsens	Kolding	Vejle	i alt
40-54	10.95	7.44	8.12	6.51	33.02
55-59	8.64	8.44	8.19	6.85	32.12
60-64	11.64	10.93	10.60	9.93	43.10
65-69	12.20	12.65	10.64	9.57	45.06
70-74	11.71	10.53	8.88	8.95	40.07
75+	8.95	8.36	7.04	6.61	30.96
i alt	64.09	58.35	53.47	48.42	224.33

hypotesen H_1 fra tidligere, så estimerne over aldersparametrene er $\widehat{\alpha}_1, \widehat{\alpha}_2, \dots, \widehat{\alpha}_6$ fra side 185.

I denne omgang skal vi teste $H_3 (= H_1)$ i forhold til den nu gældende grundmodel H_2 . Teststørrelsen er $-2 \ln Q$ hvor

$$Q = \frac{L_1(\widehat{\alpha}_1, \widehat{\alpha}_2, \dots, \widehat{\alpha}_6)}{L_2(\widehat{\alpha}_1, \widehat{\alpha}_2, \dots, \widehat{\alpha}_6, 1, 1, 1, 1)} = \frac{L_0(\widehat{\alpha}_1, \widehat{\alpha}_2, \dots, \widehat{\alpha}_6, 1, 1, 1, 1)}{L_0(\widehat{\alpha}_1, \widehat{\alpha}_2, \dots, \widehat{\alpha}_6, 1, \widehat{\beta}, \widehat{\beta}, \widehat{\beta})}$$

der let omformes til

$$Q = \prod_{i=1}^6 \prod_{j=1}^4 \left(\frac{\widehat{y}_{ij}}{\widehat{y}_{ij}} \right)^{y_{ij}}$$

så at

$$-2 \ln Q = 2 \sum_{i=1}^6 \sum_{j=1}^4 y_{ij} \ln \frac{\widehat{y}_{ij}}{\widehat{y}_{ij}}.$$

Store værdier af $-2 \ln Q$ er signifikante. Når H_3 er rigtig, er $-2 \ln Q$ med god tilnærmelse χ^2 -fordelt med $f = 7 - 6 = 1$ frihedsgrad (forudsat at de indgående forventede antal er mindst fem).

Ved at indsætte værdierne fra tabel 13.1, tabel 13.5 og tabel 13.6 i det seneste udtryk for $-2 \ln Q$ fås $-2 \ln Q_{\text{obs}} = 4.61$ der med 1 frihedsgrad svarer til en testsandsynlighed på lidt over 3%. På det grundlag vil man almindeligvis *forkaste* hypotesen $H_3 (= H_1)$. Konklusionen bliver altså at *der ikke er signifikant forskel på lungekræfthyppigheden i de tre byer Horsens, Kolding og Vejle, hvorimod Fredericia har en signifikant anderledes lungekræfthyppighed*.

Den relative lungekræfthyppighed i de tre ens byer i forhold til Fredericia estimeres til $\widehat{\beta} = 0.7$, så lungekræfthyppigheden i Fredericia er altså signifikant *større*.

Se det var jo en pæn og klar konklusion, der blot er stik modsat den vi nåede frem til på side 186!

Tabel 13.7 Oversigt over de to fremgangsmåder.

Første fremgangsmåde			
Model/Hypotese	$-2 \ln Q$	f	ε
M: vilkårlige parametre	23.45	24 - 9 = 15	ca. 7.5%
H: multiplikativitet			
M: multiplikativitet	4.86	9 - 6 = 3	ca. 18%
H: fire ens byer			
Anden fremgangsmåde			
Model/Hypotese	$-2 \ln Q$	f	ε
M: vilkårlige parametre	23.45	24 - 9 = 15	ca. 7.5%
H: multiplikativitet			
M: multiplikativitet	0.25	9 - 7 = 2	ca. 88%
H: de tre byer ens			
M: de tre byer ens	4.61	7 - 6 = 1	ca. 3%
H: de fire byer ens			

13.6 Sammenligning af de to fremgangsmåder

Vi har benyttet to forskellige fremgangsmåder der kun var en smule forskellige, men gav helt forskellige resultater. De to fremgangsmåder er begge opbygget over følgende skema:

1. Find en passende grundmodel.
2. Formuler en hypotese der giver en forsimpning af den aktuelle grundmodel.
3. Test hypotesen i forhold til den aktuelle grundmodel.
4. a) Hvis hypotesen accepteres, så har vi derved fået en ny aktual grundmodel (nemlig den gamle med de simplifikationer som den accepterede hypotese giver).
Fortsæt da med punkt 2
- b) Hvis hypotesen forkastes, så slut. Data beskrives da ved den senest anvendte grundmodel.

Begge fremgangsmåder tog udgangspunkt i den samme poissonmodel, de adskiller sig udelukkende ved valgene af hypoteser i punkt 2; tabel 13.7 giver en oversigt over de to fremgangsmåder.

I den første fremgangsmåde tages skridtet fra den multiplikative model til »fire ens« på én gang, hvilket giver en teststørrelse på 4.86, som, da den kan fordeles på 3 frihedsgrader, ikke er signifikant. I den anden fremgangsmåde spalter vi op i

1. multiplikativitet $\rightarrow$ »tre ens«, og
2. »tre ens« $\rightarrow$ »fire ens«,

og det viser sig så at de 4.86 med 3 frihedsgrader spaltes op i 0.25 med 2 frihedsgrader og 4.61 med 1 frihedsgrad, og her er det sidste bidrag signifikant. – Det kan undertiden være hensigtsmæssigt at foretage en sådan trinvis testning. Man bør dog ikke stræbe efter at spalte op i så mange tests som muligt, men kun teste hypoteser der er *rimelige* i den foreliggende faglige sammenhæng.

13.7 Om teststørrelser

Læseren vil måske have bemærket visse fælles træk ved de $-2 \ln Q$ -udtryk der forekommer i dette kapitel. De er alle af formen

$$-2 \ln Q = 2 \sum \text{obs.antal} \cdot \ln \frac{\text{Modellens forventede antal}}{\text{Hypotesens forventede antal}}$$

og er (tilnærmelsesvis) χ^2 -fordelt med et antal frihedsgrader som er »det reelle antal parametre under modellen« minus »det reelle antal parametre under hypotesen«. Dette gælder faktisk helt generelt når man tester hypoteser om poissonfordelte observationer (forudsat at summen af de forventede antal er lig summen af de observerede antal, og forudsat at de forventede antal alle er mindst 5).

13.8 Regn og tegn

Her vises hvordan man kan foretage de forskellige beregninger med computerprogrammet R, især funktionen `glm` der benyttes til generaliserede lineære modeller. Af forskellige praktiske grunde er det hensigtsmæssigt at omparametrisere den multiplikative poisson-model til en såkaldt log-lineær model idet man skriver

$$\ln E Y_{ij} = \ln(\alpha_i \beta_j r_{ij}) = \ln \alpha_i + \ln \beta_j + \ln r_{ij}$$

og benytter $\ln \alpha_i$ -erne og $\ln \beta_j$ -erne som parametre. Funktionen `glm` udregner $\ln \hat{\alpha}_i$ -erne og $\ln \hat{\beta}_j$ -erne.

Data indlæses fra en fil `frcia.dat`. De første 10 linjer af filen ser sådan ud:

y	r	Alder	By
11	3059	40-54	Fredericia
11	800	55-59	Fredericia
11	710	60-64	Fredericia
10	581	65-69	Fredericia
11	509	70-74	Fredericia
10	605	75+	Fredericia
13	2879	40-54	Horsens
6	1083	55-59	Horsens
15	923	60-64	Horsens

Her kommer selve R-kommandoerne:

```
# Indlæs data til datastrukturen Frcia:
Frcia <- read.table("frcia.dat", nrows=25, header=TRUE)

# Tallene til tabel 13.1
# Funktionen xtabs (krydstabulering) fremstiller en kontingenstabel ved at
# krydsklassificere efter forskellige faktorer. Man bruger en modelformel til
# at angive hvordan det skal foregå. Her får vi værdierne af y stillet op
# i et tosidet skema hvor rækkerne svarer til de forskellige værdier af Alder,
# og søjlerne svarer til de forskellige værdier af By:
obs <- xtabs( y ~ Alder + By, data=Frcia)
obs      # indmaden af tabellen
rowSums(obs) # rækkesummerne
colSums(obs) # søjlesummerne
sum(obs)    # totalsummen

# det samme med tabel 13.2
antal <- xtabs( r ~ Alder + By, data=Frcia)
antal; rowSums(antal); colSums(antal); sum(antal)

# Vedr. afsnit 13.3, Den multiplikative model
# Man estimerer i en log-lineær model med glm med family=poisson,
# så vi skal parametrisere modellen med ln(μ) i stedet for med μ.
# Da μij = αiβjrij, bliver ln μij = ln αi + ln βj + ln rij hvor ln rij er en kendt konstant,
# en offset-værdi, og ln αi og ln βj er de parametre der skal estimeres.
# Det gøres på følgende måde (hvor 0+ i modelformlen sørger for at der estimeres
# separate gruppeparametre i stedet for et fælles niveau og afvigelser herfra);
# bemærk at parameteren hørende til første niveau af sidste forklarende variabel
# automatisk bliver sat til 0, dvs. parameteren hørende til Fredericia bliver sat til 0
# (på den logaritmiske skala):
H0 <- glm( y ~ 0+Alder+By, offset=log(r), family=poisson, data=Frcia)
H0 # resumé af resultatet af glm

H0$deviance      # -2lnQ
H0$df.res        # antal frihedsgrader
1 - pchisq(H0$deviance, H0$df.res) # den tilsv. testsandsynlighed

# Koefficienterne (dvs. α̂-erne og β̂-erne):
round(exp(H0$coef), digits=3) # skrives med 3 cifre efter kommaet

# glm returnerer de forventede værdier (tabel 13.3) ŷij i H0$fitted.
# Vi stiller dem op i et skema af samme slags som de obs. antal og afrunder til én decimal:
T0 <- round(xtabs(H0$fitted ~ Alder+By, data=Frcia), digits=1)
# udskriv skemaet samt rækkesummer, søjlesummer og totalsum:
T0; rowSums(T0); colSums(T0); sum(T0)
```


de estimerede intensiteter (tabel 13.4)

```
round(xtabs(H0$fitted*1000/r ~ Alder+By , data=Frcia), digits=1)
```

Vedr. afsnit 13.4, Ens byer?

vi opdaterer modellen H0 så den kun indeholder variabelen Alder:

```
H1 <- update(H0, . ~ 0 + Alder)
```

og udskriver de estimerede alders-parametre:

```
round(exp(H1$coef), digits=3)
```

Så kan vi udregne $-2\ln Q$ for H1 mod H0:

```
anova(H1, H0)
```

i udskriften aflæses at $-2\ln Q$ (kaldet Deviance) er 4.859 med 3 frihedsgr.

så testsandsynligheden er

```
1 - pchisq(4.859, 3)
```

de forventede værdier (tabel 13.5)

```
T1 <- round(xtabs(H1$fitted ~ Alder+By , data=Frcia), digits=1)
```

```
T1; rowSums(T1); colSums(T1); sum(T1)
```

Vedr. afsnit 13.5, En anden mulighed

Nu ser vi på den model hvor de tre byer slås sammen til en kontrolby.

Vi definerer en ny faktor isFr der fortæller om byen er Fredericia eller Kontrol:

```
Frcia$isFr <- factor(ifelse(Frcia$By == "Fredericia",
                           "Fredericia", "Kontrol"))
```

så kan vi estimere i den nye model (som er en delmodel af H0)

```
H2 <- update(H0, . ~ 0 + Alder + isFr)
```

de estimerede koefficienter er

```
round(exp(H2$coef), digits=3)
```

udregn $-2\ln Q$ for H2 mod H0:

```
anova(H2, H0)
```

i udskriften aflæses at $-2\ln Q$ er 0.2526 med 2 frihedsgr, så testsandsynligheden er

```
1 - pchisq(0.2526, 2)
```

de forventede værdier (tabel 13.6)

```
T2 <- round(xtabs(H2$fitted ~ Alder+By , data=Frcia), digits=1)
```

```
T2; rowSums(T2); colSums(T2); sum(T2)
```

endelig testes hypotesen om ens byer i forhold til H2:

```
H3 <- update(H2, . ~ 0 + Alder)
```

```
round(exp(H3$coef), digits=3) # estimerer
```

```
anova(H3, H2) # giver en  $-2\ln Q$  på 4.6065 med 1 frihedsgr.
```

```
1 - pchisq(4.6065, 1)
```

14 Multinomialfordelingen

MULTINOMIALFORDELINGEN ER EN GENERALISATION af binomialfordelingen: I situationer hvor man har et antal gentagelser af et elementarforsøg der kan resultere i et af *to* mulige udfald, vil antallet af gange man får den ene slags udfald, blive *binomialfordelt*; i situationer hvor man har et antal gentagelser af et elementarforsøg der kan resultere i et af *r* mulige udfald, vil man et vist antal gange, y_1 , få det første udfald, et vist antal gange, y_2 , det andet udfald, $\dots$, og et vist antal gange, y_r , det *r*-te udfald; talsættet $(y_1, y_2, \dots, y_r)$ bliver *multinomialfordelt*.

Eksempel 14.1

En simpel form for politisk meningsmålingsundersøgelse kunne bestå i at man tilfældigt udvælger n personer og spørger dem hvilket af de r politiske partier de ville stemme på hvis der var folketingsvalg i morgen.

Her består elementarforsøget i at spørge én person og notere den pågældendes svar ned. Den samlede undersøgelse resulterer i at et vist antal y_1 svarer det første parti, et vist antal y_2 svarer det andet parti, $\dots$, og et vist antal y_r svarer det *r*-te parti. Da der i alt er spurgt n personer, vil der gælde at $y_1 + y_2 + \dots + y_r = n$, forudsat at alle de adspurgte faktisk svarer. – Lad os sige at der er fire partier, P_1, P_2, P_3 og P_4 . Hvis man spørger 115 personer vil det måske vise sig at de 14 vil stemme på det første parti, 45 på det andet, 32 på det tredje og 24 på det fjerde. I den situation er $r = 4$, $n = 115$, $y_1 = 14$, $y_2 = 45$, $y_3 = 32$ og $y_4 = 24$.

Den multinomialfordelingsmodel vi i det følgende diskuterer, svarer til at når man vælger en tilfældig person, så vil denne med en vis sandsynlighed p_1 svare parti nr. 1, med en vis sandsynlighed p_2 svare parti nr. 2, $\dots$, og med en vis sandsynlighed p_r svare parti nr. r . Da vi forudsætter at alle adspurgte giver et af de r mulige svar, er $p_1 + p_2 + \dots + p_r = 1$.

14.1 Den grundlæggende multinomialfordelingsmodel

Antag at vi har klassificeret n individer i r klasser; i den generelle diskussion kaldes klasserne $A_1, A_2, \dots, A_r$, i en konkret modelsituation har de ofte nogle mere sigende betegnelser. Skematisk er situationen som vist i figur 14.1.

Vi går ud fra at de n individer stammer fra en og samme »population«, således at hver gang man tilfældigt udvælger et individ, er der sandsynligheden p_1 for at individet tilhører klassen A_1 , sandsynligheden p_2 for at individet tilhører klassen A_2 , osv. Sandsynlighederne $p_1, p_2, \dots, p_r$ (der summerer til 1) er ukendte parametre der er karakteristiske for populationen.

klasse- nummer	klasse- navn	observeret antal
1	A_1	y_1
2	A_2	y_2
3	A_3	y_3
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
r	A_r	y_r
antal i alt		n

Figur 14.1 Multinomialfordelingssituationen, skematisk.

Hermed har vi beskrevet den statistiske model for ét individ. Når der er et større antal individer, plejer man ikke at angive hvilken klasse hvert enkelt individ viser sig at tilhøre, man nøjes med at angive hvor mange individer der er i hver klasse, dvs. man angiver de observerede værdier af de stokastiske variable $Y_1, Y_2, \dots, Y_r$ defineret som Y_i = antal individer der viser sig at tilhøre klassen A_i , $i = 1, 2, \dots, r$.

Den statistiske model vi skal nå frem til, skal specificere sandsynlighedsfordelingen for sættet $(Y_1, Y_2, \dots, Y_r)$ af stokastiske variable, eller sagt på en anden måde, modellen skal angive $P(Y_1 = y_1, Y_2 = y_2, \dots, Y_r = y_r)$ som funktion af $(y_1, y_2, \dots, y_r)$.

Hvis der kun er to klasser, er der tale om et binomialfordelingsproblem. For at løse det generelle problem med r klasser går vi frem på en måde der er stærkt inspireret af udledningen af binomialfordelingen i begyndelsen af kapitel 1.

Vi indfører nogle hjælpevariable $X_1, X_2, \dots, X_n$ således at X_d betegner navnet på den klasse som individ nr. d tilhører, dvs. $X_d = A_i$ hvis og kun hvis individ nr. d tilhører klassen A_i . Der gælder så at $P(X_d = A_i) = p_i$. Da individerne tænkes valgt uafhængigt af hverandre, må de forskellige X_d -er være stokastisk uafhængige, således at f.eks.

$$P(X_{d_1} = A_{i_1}, X_{d_2} = A_{i_2}) = p_{i_1} p_{i_2} \quad \text{hvis } d_1 \neq d_2.$$

Hvis vi har n klassenavne $x_1, x_2, \dots, x_n$, og hvis det er sådan at y_1 af x -erne er et A_1 , y_2 af x -erne er et A_2 , y_3 af x -erne er et A_3 , ... og y_r af x -erne er et A_r , så er

$$\begin{aligned} P(X_1 = x_1, X_2 = x_2, \dots, X_n = x_n) &= P(X_1 = x_1) \cdot P(X_2 = x_2) \cdot \dots \cdot P(X_n = x_n) \\ &= p_1^{y_1} p_2^{y_2} \dots p_r^{y_r}. \end{aligned}$$

Ved at summere disse sandsynligheder over alle mulige n -tupler $(x_1, x_2, \dots, x_n)$ bestående af y_1 A_1 -er, y_2 A_2 -er, ..., y_r A_r -er, får vi

$$\begin{aligned} P(Y_1 = y_1, Y_2 = y_2, \dots, Y_r = y_r) &= \sum P(X_1 = x_1, X_2 = x_2, \dots, X_n = x_n) \\ &= \sum p_1^{y_1} p_2^{y_2} \dots p_r^{y_r} \\ &= \left(\sum 1 \right) \cdot p_1^{y_1} p_2^{y_2} \dots p_r^{y_r} \end{aligned}$$

hvor summationstegnet hver gang betyder summation over de n -tupler $(x_1, x_2, \dots, x_n)$ som består af y_1 A_1 -er, y_2 A_2 -er osv. Summen $\sum 1$ er derfor antallet af forskellige sådanne n -tupler $(x_1, x_2, \dots, x_n)$; dette antal plejer man at betegne med symbolet $\binom{n}{y_1 y_2 \dots y_r}$ der kaldes en *multinomialkoefficient* (eller *polynomialkoefficient*). Den fundne sandsynlighedsfunktion

$$P(Y_1 = y_1, Y_2 = y_2, \dots, Y_r = y_r) = \binom{n}{y_1 y_2 \dots y_r} p_1^{y_1} p_2^{y_2} \dots p_r^{y_r}$$

er sandsynlighedsfunktionen for en *multinomialfordeling* (eller *polynomialfordeling*) med

$$\text{parametre } n \text{ og } \mathbf{p} = \begin{pmatrix} p_1 \\ p_2 \\ \vdots \\ p_r \end{pmatrix}.$$

Multinomialkoefficienter

DEFINITION 14.1: MULTINOMIALKOEFFICIENT

Multinomialkoefficienten $\binom{n}{y_1 y_2 \dots y_r}$ betegner antallet af forskellige måder hvorpå man kan placere r symboler $A_1, A_2, \dots, A_r$ på n pladser således at symbolet A_1 kommer på y_1 af pladserne, symbolet A_2 kommer på y_2 af pladserne, ..., symbolet A_r kommer på y_r af pladserne.

Man kan let udlede formler der gør det muligt at udregne multinomialkoefficienter. Vi illustrerer fremgangsmåden med et eksempel hvor vi udregner $\binom{7}{2 \ 3 \ 2}$:

1. Det søgte tal er pr. definition antallet af placeringer af symbolerne A_1, A_2 og A_3 på syv pladser således at to af pladserne får et A_1 , tre af pladserne et A_2 og to af pladserne et A_3 . – En mulig placering er $A_1, A_3, A_1, A_2, A_2, A_2, A_3$.
2. Vi kan bestemme en placering ved først at bestemme hvilke to pladser der skal have et A_1 , dernæst hvilke tre pladser der skal have et A_2 , og så endelig placere et A_3 på de to tiloversblevne pladser.
 - a) Der er $\binom{7}{2} = 21$ forskellige placeringer af de to A_1 -er (jf. definitionen af binomialkoefficienter på side 12).
 - b) Hver gang vi har placeret de to A_1 -er, er der fem pladser tilbage, og på de fem pladser skal vi fordele tre A_2 -er og to A_3 -er; dette kan gøres på $\binom{5}{3} = 10$ forskellige måder. Hver gang vi har en af de $\binom{7}{2}$ placeringer af A_1 , er der altså $\binom{5}{3}$ placeringer af A_2 og A_3 .
3. I alt er der derfor $\binom{7}{2} \cdot \binom{5}{3}$ forskellige placeringer af A -erne så

$$\binom{7}{2 \ 3 \ 2} = \binom{7}{2} \cdot \binom{5}{3} = 21 \cdot 10 = 210.$$

4. Ved at benytte formelen $\binom{n}{k} = \frac{n!}{k!(n-k)!}$ (jf. (1.5) side 15) får vi

$$\binom{7}{2 \ 3 \ 2} = \binom{7}{2} \cdot \binom{5}{3} = \frac{7!}{2! \ 5!} \cdot \frac{5!}{3! \ 2!} = \frac{7!}{2! \ 3! \ 2!}.$$

Et generelt udtryk for multinomialkoefficienter fås på ganske tilsvarende måde: Man skal placere y_1 A_1 -er, y_2 A_2 -er, ..., og y_r A_r -er på n pladser ($n = y_1 + y_2 + \dots + y_r$). Først kan A_1 -erne placeres på $\binom{n}{y_1}$ forskellige måder; dernæst kan A_2 -erne placeres på de resterende $n - y_1$ pladser på $\binom{n-y_1}{y_2}$ forskellige måder; dernæst kan A_3 -erne placeres på de resterende $n - y_1 - y_2$ pladser på $\binom{n-y_1-y_2}{y_3}$ måder, osv. Slutresultatet bliver at

$$\binom{n}{y_1 \ y_2 \ \dots \ y_r} = \frac{n!}{y_1! \ y_2! \ \dots \ y_r!}$$

når $y_1 + y_2 + \dots + y_r = n$.

DEFINITION 14.2: MULTINOMIALFORDELING

At den r -dimensionale stokastiske variabel $(Y_1, Y_2, \dots, Y_r)$ er multinomialfordelt med

antalsparameter n og sandsynlighedsparameter $\mathbf{p} = \begin{pmatrix} p_1 \\ p_2 \\ \vdots \\ p_r \end{pmatrix}$, betyder at

$$P(Y_1 = y_1, Y_2 = y_2, \dots, Y_r = y_r) = \binom{n}{y_1 \ y_2 \ \dots \ y_r} p_1^{y_1} p_2^{y_2} \dots p_r^{y_r} \quad (14.1)$$

når $y_1, y_2, \dots, y_r$ er ikke-negative heltal med sum n .

Estimation af parametrene

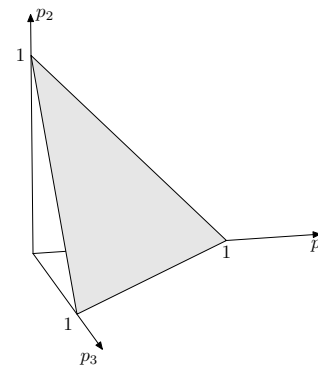
Modelfunktionen er givet ved formel (14.1), og likelihoodfunktionen er dermed $L(\mathbf{p}) = \text{konstant} \cdot p_1^{y_1} p_2^{y_2} \dots p_r^{y_r}$. Spørgsmålet er hvordan man estimerer parameteren $\mathbf{p}$.

De almene principper for analyse af statistiske modeller påbyder at estimere $\mathbf{p}$ ved det r -dimensionale talsæt $\hat{\mathbf{p}}$ der maksimiserer likelihoodfunktionen. Likelihoodfunktionen er en funktion af $\mathbf{p}$, dvs. af de r variable $p_1, p_2, \dots, p_r$; disse kan ikke variere frit, men opfylder bibetingelserne $p_1 \geq 0, p_2 \geq 0, \dots, p_r \geq 0$, og $p_1 + p_2 + \dots + p_r = 1$.

I specialetilfældet $r = 3$ kan vi anskueliggøre mulighedsområdet, dvs. mængden af $\mathbf{p}$ -er der opfylder bibetingelserne, som et trekantet område, det såkaldte sandsynligheds-simplex, i det tredimensionale rum, se figur 14.2.

Opgaven er at bestemme det punkt $\hat{\mathbf{p}} = \begin{pmatrix} \hat{p}_1 \\ \hat{p}_2 \\ \vdots \\ \hat{p}_r \end{pmatrix}$ som ligger i mulighedsområdet, og hvor

likelihoodfunktionen L antager sin største værdi. I matematikken diskuteres generelle



Figur 14.2 Sandsynlighedssimplexet i det tredimensionale rum.

metode til bestemmelse af maksimumspunkter for funktioner af mange variable, men disse metoder skal vi ikke komme ind på her. Derimod vil vi løse det specielle problem der vedrører multinomialfordelingen. Dertil skal vi bruge følgende

SÆTNING 14.1

Lad $a_1, a_2, \dots, a_r$ være givne ikke-negative tal, og betragt funktionen

$$f : (p_1, p_2, \dots, p_r) \mapsto p_1^{a_1} p_2^{a_2} \dots p_r^{a_r}$$

defineret på mængden af ikke-negative talsæt $(p_1, p_2, \dots, p_r)$ der summerer til 1. Denne funktion har et entydigt maksimumspunkt, nemlig $(\hat{p}_1, \hat{p}_2, \dots, \hat{p}_r)$ hvor $\hat{p}_i = a_i/a$, $i = 1, 2, \dots, r$, og $a = a_1 + a_2 + \dots + a_r$.

BEVIS

Vi vil sammenligne funktionsværdierne $f(p_1, p_2, \dots, p_r)$ og $f(\hat{p}_1, \hat{p}_2, \dots, \hat{p}_r)$ ved at se på størrelsen $\ln \frac{f(p_1, p_2, \dots, p_r)}{f(\hat{p}_1, \hat{p}_2, \dots, \hat{p}_r)}$ som er negativ hvis og kun hvis $f(p_1, p_2, \dots, p_r) < f(\hat{p}_1, \hat{p}_2, \dots, \hat{p}_r)$.

Almindelige omskrivninger giver at $\ln \frac{f(p_1, p_2, \dots, p_r)}{f(\hat{p}_1, \hat{p}_2, \dots, \hat{p}_r)} = \sum_{i=1}^r a_i \ln \frac{p_i}{\hat{p}_i}$. Dernæst benyttes en egenskab ved logaritme-funktionen, nemlig at $\ln t \leq t - 1$ for alle $t > 0$, og med lighedstegn hvis og kun hvis $t = 1$. Derfor er

$$\sum_{i=1}^r a_i \ln \frac{p_i}{\hat{p}_i} \leq \sum_{i=1}^r a_i \left(\frac{p_i}{\hat{p}_i} - 1 \right) = \sum_{i=1}^r \left(\frac{a_i p_i}{\hat{p}_i} - a_i \right) = \sum_{i=1}^r p_i a_i - \sum_{i=1}^r a_i = a - a = 0,$$

Tabel 14.1 Genotypefordeling af torsk fra tre lokaliteter i Østersøen.

genotype	lokalitet		
	Lolland	Bornholm	Ålandøerne
AA	27	14	0
Aa	30	20	5
aa	12	52	75
i alt	69	86	80

med lighedstegn hvis og kun hvis alle tallene $p_i/\widehat{p}_i$ er lig 1, dvs. hvis og kun hvis $p_i = \widehat{p}_i$ for alle i . $\square$

Anvendt på funktionen $(p_1, p_2, \dots, p_r) \mapsto p_1^{y_1} p_2^{y_2} \dots p_r^{y_r}$ fortæller sætningen at likelihoodfunktionen L antager sit maksimum i det entydigt bestemte punkt $(\frac{y_1}{n}, \frac{y_2}{n}, \dots, \frac{y_r}{n})$. Derfor er maksimaliseringsestimaten $\widehat{\mathbf{p}}$ for $\mathbf{p}$ givet ved

$$\widehat{\mathbf{p}} = \begin{pmatrix} \widehat{p}_1 \\ \widehat{p}_2 \\ \vdots \\ \widehat{p}_r \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} y_1/n \\ y_2/n \\ \vdots \\ y_r/n \end{pmatrix}.$$

Parameteren p_i , der jo er sandsynligheden for at et individ tilhører klassen A_i , skal altså estimeres ved den relative hyppighed y_i/n af A_i -individer i stikprøven.

14.2 Sammenligning af multinomialfordelinger

Man har undertiden brug for at kunne sammenligne forskellige multinomialfordelinger for at afgøre om de har samme sandsynlighedsparameter. Her er et eksempel; det vil blive analyseret mere indgående i kapitel 16:

Eksempel 14.2 (Torsk i Østersøen)

Den 6. marts 1961 fangede nogle havbiologer 69 torsk ved Lolland og undersøgte arten af blodets hæmoglobin i hver enkelt torsk. Senere på året fangede man også nogle torsk ved Bornholm og ved Ålandøerne og bestemte deres genotype. (Sick [20])

Man mener at hæmoglobin-arten bestemmes af ét enkelt gen, og det som biologerne bestemte, var torskenes genotype for så vidt angår dette gen. Genet kan optræde i to udgaver som vi kalder A og a, og de mulige genotyper er da AA, Aa og aa. Den fundne genotypefordeling på hver lokalitet ses i tabel 14.1. I dette afsnit vil vi udelukkende opfatte symbolerne AA, Aa og aa som *navne* på klasser man klassificerer torskene i. I kapitel 16 vil vi smugle lidt genetik ind i en mere udbygget statistisk model for tallene.

På hver geografisk lokalitet er der sket det at man har klassificeret et antal torsk i tre mulige klasser, så derfor kan man sige at der på hver lokalitet er tale om en multinomialfordelingssituation

klasse	gruppe nr.				
	1	2	3	...	s
A_1	y_{11}	y_{12}	y_{13}	...	y_{1s}
A_2	y_{21}	y_{22}	y_{23}	...	y_{2s}
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$
A_r	y_{r1}	y_{r2}	y_{r3}	...	y_{rs}
i alt	n_1	n_2	n_3	...	n_s

Figur 14.3 Sammenligning af multinomialfordelinger. y_{ij} betegner antallet af individer fra gruppe j der tilhører klassen A_i .

– når der er tre klasser, taler man også om en *trinomialfordeling*. Det kunne måske være af interesse at undersøge om genotypefordelingen er den samme på de tre lokaliteter, altså om sandsynligheden for at en torsk har en bestemt genotype, er den samme for alle tre lokaliteters vedkommende. (Skønt når man ser på tallene, virker denne formodning lidet plausibel.)

Den generelle model

I den generelle model antages det at vi har klassificeret nogle individer i r forskellige klasser $A_1, A_2, \dots, A_r$. Individerne er på forhånd delt op i s forskellige grupper med hhv. $n_1, n_2, \dots, n_s$ individer. Det har vist sig at i gruppe j hører y_{1j} af individerne til gruppen A_1 , y_{2j} af individerne til gruppen A_2 , y_{3j} af individerne til gruppen A_3 , osv. Skematisk ser situationen ud som vist i figur 14.3.

I torskeeksemplet er der $s = 3$ grupper svarende til de tre geografiske lokaliteter og $r = 3$ klasser svarende til de tre forskellige genotyper.

Den statistiske model der benyttes til at beskrive denne situation, er:

- for hvert j (dvs. for hver gruppe) opfattes det r -dimensionale talsæt

$$\mathbf{y}_j = \begin{pmatrix} y_{1j} \\ y_{2j} \\ \vdots \\ y_{rj} \end{pmatrix} \text{ som en værdi af en } r\text{-dimensional stokastisk variabel } \mathbf{Y}_j = \begin{pmatrix} Y_{1j} \\ Y_{2j} \\ \vdots \\ Y_{rj} \end{pmatrix};$$

- de stokastiske variable $\mathbf{Y}_1, \mathbf{Y}_2, \dots, \mathbf{Y}_s$ er stokastisk uafhængige (dvs. de forskellige grupper er stokastisk uafhængige);
- den stokastiske variabel $\mathbf{Y}_j$ er multinomialfordelt med antalsparameter n_j og med

ukendt sandsynlighedsparameter $\mathbf{p}_j = \begin{pmatrix} p_{1j} \\ p_{2j} \\ \vdots \\ p_{rj} \end{pmatrix}$, hvor p_{ij} -erne er ikke-negative tal

med $p_{1j} + p_{2j} + \dots + p_{rj} = 1$ for hvert j .

Modellen tager altså udgangspunkt i at grupperne er systematisk forskellige (mht. den foretagne klassificering), og den beskriver den systematiske forskel mellem grupperne ved hjælp af de s sandsynlighedsparametre $\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2, \dots, \mathbf{p}_s$. Den tilfældige variation inden for grupper beskrives ved sandsynlighedsfordelingerne (multinomialfordelingerne).

Opgaven er nu at undersøge om grupperne kan anses for ens, dvs. den er at teste den statistiske hypotese

$$H_0 : \mathbf{p}_1 = \mathbf{p}_2 = \dots = \mathbf{p}_s$$

eller mere udførligt

$$H_0 : \begin{pmatrix} p_{11} \\ p_{21} \\ \vdots \\ p_{r1} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} p_{12} \\ p_{22} \\ \vdots \\ p_{r2} \end{pmatrix} = \dots = \begin{pmatrix} p_{1s} \\ p_{2s} \\ \vdots \\ p_{rs} \end{pmatrix}.$$

De generelle retningslinjer for hvordan man analyserer en given statistisk model, siger at vi skal begynde med at opskrive modelfunktionen og likelihoodfunktionen. Da de enkelte grupper er stokastisk uafhængige, er den samlede modelfunktion lig med et produkt af del-modelfunktionerne for de enkelte grupper, dvs. den samlede modelfunktion er

$$f(y_1, y_2, \dots, y_s; \mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2, \dots, \mathbf{p}_s) = \prod_{j=1}^s \binom{n_j}{y_{1j} y_{2j} \dots y_{rj}} p_{1j}^{y_{1j}} p_{2j}^{y_{2j}} \dots p_{rj}^{y_{rj}}.$$

Likelihoodfunktionen er dermed

$$L(\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2, \dots, \mathbf{p}_s) = \text{konstant} \cdot \prod_{j=1}^s p_{1j}^{y_{1j}} p_{2j}^{y_{2j}} \dots p_{rj}^{y_{rj}} \quad (14.2)$$

hvor konstanten er produktet af de s multinomialkoefficienter. I torskeeksemplet er likelihoodfunktionen

$$L(\mathbf{p}_L, \mathbf{p}_B, \mathbf{p}_A) = \text{konstant} \cdot p_{1L}^{27} p_{2L}^{30} p_{3L}^{12} \cdot p_{1B}^{14} p_{2B}^{20} p_{3B}^{52} \cdot p_{1A}^0 p_{2A}^5 p_{3A}^{75}.$$

Som sædvanlig anser vi de værdier der maksimiserer likelihoodfunktionen (eller log-likelihoodfunktionen), for at være de bedste estimater over de ukendte parametre. I den foreliggende model er likelihoodfunktionen et produkt af s del-likelihoodfunktioner der hver især vedrører én enkelt gruppe og ét enkelt $\mathbf{p}_j$. Når vi skal maksimisere L mht. $\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2, \dots, \mathbf{p}_s$, kan det derfor ske ved at maksimisere hver del-likelihoodfunktion for sig. Det j -te delproblem er en simpel multinomialfordelingsmodel, så derfor følger det

uden videre af resultatet på side 198 at $\hat{p}_{ij} = y_{ij}/n_j$ for alle i og j . I taleksemplet er specielt

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{p}}_L &= \begin{pmatrix} \hat{p}_{1L} \\ \hat{p}_{2L} \\ \hat{p}_{3L} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{27}{69} \\ \frac{30}{69} \\ \frac{12}{69} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.39 \\ 0.43 \\ 0.17 \end{pmatrix}, \\ \hat{\mathbf{p}}_B &= \begin{pmatrix} \hat{p}_{1B} \\ \hat{p}_{2B} \\ \hat{p}_{3B} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{14}{86} \\ \frac{20}{86} \\ \frac{52}{86} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.16 \\ 0.23 \\ 0.60 \end{pmatrix}, \\ \hat{\mathbf{p}}_A &= \begin{pmatrix} \hat{p}_{1A} \\ \hat{p}_{2A} \\ \hat{p}_{3A} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{0}{80} \\ \frac{5}{80} \\ \frac{75}{80} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.00 \\ 0.06 \\ 0.94 \end{pmatrix}. \end{aligned}$$

Hypoteseprøvning

Vi skal herefter undersøge om det er rimeligt at antage at hypotesen

$$H_0 : \mathbf{p}_1 = \mathbf{p}_2 = \dots = \mathbf{p}_s$$

om ens sandsynlighedsparametre holder. Under H_0 er der ingen forskel på de s grupper, så da kan vi lige så godt slå dem sammen til én stor gruppe bestående af $n = n_1 + n_2 + \dots + n_s$ individer der fordeler sig med

$$\begin{aligned} y_{1\cdot} &= y_{11} + y_{12} + \dots + y_{1s} = \sum_{j=1}^s y_{ij} && \text{i klassen } A_1 \\ y_{2\cdot} &= y_{21} + y_{22} + \dots + y_{2s} = \sum_{j=1}^s y_{2j} && \text{i klassen } A_2 \\ \vdots & & \vdots & \\ y_{i\cdot} &= y_{i1} + y_{i2} + \dots + y_{is} = \sum_{j=1}^s y_{ij} && \text{i klassen } A_i \\ \vdots & & \vdots & \\ y_{r\cdot} &= y_{r1} + y_{r2} + \dots + y_{rs} = \sum_{j=1}^s y_{rj} && \text{i klassen } A_r \end{aligned}$$

Man må derfor formode at den fælles værdi p_i af sandsynligheden for at tilhøre klassen A_i skal estimeres ved $y_{i\cdot}/n$, men lad os prøve at gå frem efter likelihoodmetoden. Den

fælles værdi (under H_0) af $\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2, \dots, \mathbf{p}_s$ kaldes $\mathbf{p} = \begin{pmatrix} p_1 \\ p_2 \\ \vdots \\ p_r \end{pmatrix}$. I likelihoodfunktionen (14.2)

Tabel 14.2 Genotypefordeling hos torsk fra tre lokaliteter i Østersøen: forventede antal under antagelse af ens fordelinger på de tre lokaliteter.

genotype	lokalitet		
	Lolland	Bornholm	Ålandøerne
AA	12.0	15.0	14.0
Aa	16.1	20.1	18.7
aa	40.8	50.9	47.3
i alt	68.9	86.0	80.0

erstatte vi alle p_j -erne med p og får derved likelihoodfunktionen under H_0 :

$$\begin{aligned} L_0(\mathbf{p}) = L(\mathbf{p}, \mathbf{p}, \dots, \mathbf{p}) &= \text{konstant} \cdot \prod_{j=1}^s p_1^{y_{1j}} p_2^{y_{2j}} \dots p_r^{y_{rj}} \\ &= \text{konstant} \cdot p_1^{y_1} p_2^{y_2} \dots p_r^{y_r}. \end{aligned}$$

Det valg af $p_1, p_2, \dots, p_r$ der maksimaliserer denne likelihoodfunktion, er ifølge sætningen på side 197 netop $\hat{p}_i = y_i/n$, som formodet.

$$\text{I taleksemplet bliver } \hat{\mathbf{p}} = \begin{pmatrix} \frac{41}{235} \\ \frac{53}{235} \\ \frac{139}{235} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.17 \\ 0.23 \\ 0.59 \end{pmatrix}.$$

Når man vil vurdere hvor godt det faktisk observerede beskrives under H_0 i forhold til den aktuelle grundmodels beskrivelse, skal man udregne kvotientteststørrelsen

$$Q = \frac{L(\hat{\mathbf{p}}, \hat{\mathbf{p}}, \dots, \hat{\mathbf{p}})}{L(\hat{\mathbf{p}}_1, \hat{\mathbf{p}}_2, \dots, \hat{\mathbf{p}}_s)}$$

eller mere hensigtsmæssigt $-2 \ln Q$. En Q -værdi tæt på 1, dvs. en $-2 \ln Q$ -værdi tæt på 0, betyder at H_0 beskriver data næsten lige så godt som grundmodellen gør, hvorimod en Q -værdi nær 0, dvs. en stor $-2 \ln Q$ -værdi, betyder at H_0 giver en væsentligt dårligere beskrivelse end grundmodellen gør. Man plejer at udregne $-2 \ln Q$ (og ikke Q).

Når man indsætter udtrykkene for L i Q , får man let at

$$\begin{aligned} -2 \ln Q &= 2 \sum_{j=1}^s \left(y_{1j} \ln \frac{y_{1j}}{\hat{y}_{1j}} + y_{2j} \ln \frac{y_{2j}}{\hat{y}_{2j}} + \dots + y_{rj} \ln \frac{y_{rj}}{\hat{y}_{rj}} \right) \\ &= 2 \sum_{j=1}^s \sum_{i=1}^r y_{ij} \ln \frac{y_{ij}}{\hat{y}_{ij}}, \end{aligned}$$

hvor $\hat{y}_{ij} = \hat{p}_i n_j = y_i n_j / n$, er det »forventede« antal individer fra gruppe j der klassificeres som A_i .

For at bestemme $-2 \ln Q$ i taleksemplet udregnes først de forventede antal, se tabel 14.2. Dernæst er

$$\begin{aligned} -2 \ln Q_{\text{obs}} &= 2 \left(27 \ln \frac{27}{12.0} + 14 \ln \frac{14}{15.0} + 0 \ln \frac{0}{14.0} \right. \\ &\quad + 30 \ln \frac{30}{16.1} + 20 \ln \frac{20}{20.1} + 5 \ln \frac{5}{18.7} \\ &\quad \left. + 12 \ln \frac{12}{40.8} + 52 \ln \frac{52}{50.9} + 75 \ln \frac{75}{47.3} \right) = 107.8 \end{aligned}$$

For at afgøre om en opnået $-2 \ln Q_{\text{obs}}$ -værdi (som f.eks. 107.8) nu er tæt på 0 eller ej, skal man sammenligne den med alle de andre $-2 \ln Q$ -værdier man også kunne have fået ifølge den aktuelle model, når H_0 er rigtig. Vi skal derfor udregne testsandsynligheden ε , dvs. sandsynligheden for at få en større $-2 \ln Q$ -værdi end den observerede, under forudsætning af at H_0 er rigtig: $\varepsilon = P_0(-2 \ln Q \geq -2 \ln Q_{\text{obs}})$. Ifølge et generelt resultat gælder at når H_0 er rigtig, så er $-2 \ln Q$ med god tilnærmelse χ^2 -fordelt med $(r-1)(s-1)$ frihedsgrader; det betyder at ε med god tilnærmelse kan bestemmes som sandsynligheden for at få en værdi større end $-2 \ln Q_{\text{obs}}$ i en χ^2 -fordeling med $(r-1)(s-1)$ frihedsgrader, kort

$$\varepsilon = P(\chi_{(r-1)(s-1)}^2 \geq -2 \ln Q_{\text{obs}}),$$

og denne sandsynlighed er let at bestemme ved hjælp af tabeller over fraktiler i χ^2 -fordelingen.

Antallet af frihedsgrader for $-2 \ln Q$ findes som ændringen i antallet af frie parametre: i grundmodellen er der for hver af de s grupper $(r-1)$ parametre (fordi der er r klasser og dermed r sandsynligheder der skal summere til 1), altså i alt $s(r-1)$ parametre; under H_0 er der i realiteten kun én gruppe og dermed $(r-1)$ frie parametre; antallet af frihedsgrader for teststørrelsen er derfor $s(r-1) - (r-1) = (r-1)(s-1)$.

Bemærk at χ^2 -fordelingen kun er en approksimation; for at man skal kunne bruge den, skal alle de »forventede« antal $\hat{y}_{ij} = \hat{p}_i n_j = y_i n_j / n$ være mindst fem. Hvis denne betingelse ikke er opfyldt, kan man måske opnå at den bliver opfyldt ved at man udelader nogle grupper eller klasser eller slår nogle grupper eller klasser sammen.

I det gennemgåede taleksempel er der ingen problemer med at de »forventede« antal er for små. Vi kan derfor uden videre sammenligne $-2 \ln Q_{\text{obs}} = 107.8$ med χ^2 -fordelingen med $(3-1)(3-1) = 4$ frihedsgrader. Da 99.9%-fraktilen i denne fordeling er 18.47, er testsandsynligheden mindre end 0.1%. Da det således er temmelig usandsynligt at få en større værdi af teststørrelsen $-2 \ln Q$ end 107.8, er teststørrelsen signifikant stor, og vi forkaster H_0 . Man må altså sige at der er en signifikant forskel på genotypen af torsk på de tre geografiske lokaliteter. – Denne konklusion er ikke overraskende hvis man sammenligner tabel 14.1 og 14.2.

14.3 Regn og tegn

Her demonstreres ved at gennemregne torskeeksemplet hvordan man med R kan foretage beregningerne til sammenligning af multinomialfordelinger.

Data indlæses fra filen `torsk.dat` som har følgende indhold:

```
Lokalitet Genotype Antal
Lolland AA 27
Lolland Aa 30
Lolland aa 12
Bornholm AA 14
Bornholm Aa 20
Bornholm aa 52
Ålandsøerne AA 0
Ålandsøerne Aa 5
Ålandsøerne aa 75
```

Man kan nu klare sig med nogle få R-kommandoer (det er ikke nogen fejl at der i kaldet af `glm` blandt andet står `family=poisson`):

```
# Indlæsning af data:
Torsk <- read.table("torsk.dat", nrows=10, header=TRUE)

# Sådan kan tabel 14.1 fremstilles:
obs <- xtabs(Antal ~ Genotype + Lokalitet, data=Torsk)
rbind(obs, "i alt" = colSums(obs))

# Så ser vi på hypotesen  $H_0$  om ingen forskel på lokaliteter:
# i udskriften svarer 'Residual deviance' til  $-2\ln Q$ 
H0 <- glm(Antal ~ Genotype + Lokalitet, family=poisson, data=Torsk)
H0
H0$deviance           #  $-2\ln Q$ 
H0$df.res              # antal frihedsgrader
1-pchisq(H0$deviance, H0$df.res) # testsandsynligheden

# Tabellen over forventede værdier (tabel 14.2):
forv <- xtabs(H0$fitted ~ Genotype + Lokalitet, data=Torsk)
round(forv, digits=1)

# de estimerede sandsynligheder kan f.eks. udregnes sådan:
round(rowSums(forv)/sum(forv), digits=2)
```

14.4 Opgaver

Opgave 14.1 (Medarbejderaktier)

Det er blevet almindeligt at firmaer indfører ordninger med medarbejderaktier; derved skulle

Tabel 14.3 Opgave 14.1: respondenternes fordeling på motiv og medarbejderkategori.

	arbejdere	funktionærer	mellemledere	topledere
for at bevare jobbet	77	25	11	8
som en investering	37	13	8	4
tror på idéen	35	14	7	11

medarbejderne komme til at føle større medansvar og forpligtelse over for deres arbejdsplads. Det er dog ikke altid at firmaets opfordring til medarbejderne om at blive aktionærer opfattes på samme måde af alle medarbejdergrupper. For at danne sig et indtryk af medarbejderes motiver til at erhverve sig aktier har man foretaget et rundspørge blandt medarbejderne på en bestemt virksomhed som har en medarbejderaktie-ordning, og bedt dem nævne deres motiver for at gå med i aktieordningen. Svarmulighederne var »for at bevare jobbet«, »som en investering« og »tror på idéen med medarbejderaktier«.

Hvad kan man på baggrund af svarfordelingen i tabel 14.3 sige om en eventuel sammenhæng mellem medarbejdernes motiver for at deltage i ordningen og arten af deres arbejde?

Opgave 14.2 (Test af simpel hypotese)

Antag at $(Y_1, Y_2, \dots, Y_r)$ er multinomialfordelt med parametre n og $\mathbf{p}$, og lad

$$\mathbf{p}_0 = \begin{pmatrix} p_{01} \\ p_{02} \\ \vdots \\ p_{0r} \end{pmatrix}$$

være et sæt *kendte* ikke-negative tal der summerer til 1. Man ønsker at teste hypotesen $H_0 : \mathbf{p} = \mathbf{p}_0$ (eller altså $p_i = p_{0i}$ for alle i).

1. Udled $-2\ln Q$ -størrelsen for denne hypotese.
2. Der gælder at når H_0 er rigtig, så er $-2\ln Q$ asymptotisk χ^2 -fordelt med et antal frihedsgrader der kan udregnes som ændringen i antal frie parametre.
Hvad er antallet af frihedsgrader for $-2\ln Q$?

15 Tosidede kontingenstabeller

EN AF POINTERNE i kapitel 14 er at når man klassificerer et antal individer (fra en bestemt population) efter ét kriterium med r klasser $A_1, A_2, \dots, A_r$, så kan det være fornuftigt at forsøge sig med en model der siger at hvis Y_i betegner antallet af A_i -individer i stikprøven, $i = 1, 2, \dots, r$, så er den r -dimensionale stokastiske variabel $(Y_1, Y_2, \dots, Y_r)$ multinomialfordelt. I dette kapitel skal vi se hvorledes en bestemt art struktur i inddelingskriteriet, nemlig den at man rent faktisk inddeler efter *to* kriterier på en gang, kan afspejle sig i den statistiske model.

Her er først en præsentation af det gennemgående eksempel.

Eksempel 15.1 (Hjernesvulstpatienter)

Man har klassificeret 141 hjernesvulstpatienter efter svulstens *art* (»godartet«, »ondartet« og »andet«) og *placering* i hjernevævet (»ved panden«, »ved tindingen« og »andre steder«). Resultaterne heraf fremgår af tabel 15.1 på næste side. Man er interesseret i at finde ud af om disse tal tyder på at der er en sammenhæng mellem svulstens art og dens placering.

Man kan sige at man har klassificeret $n = 141$ patienter som hørende til én af ni forskellige klasser, og at man derfor ifølge overvejelserne i kapitel 14 kan betragte det observerede talsæt $(23, 21, \dots, 17)$ som en observation af en multinomialfordelt stokastisk variabel. Imidlertid kan man også tænke på situationen på den måde at patienterne er klassificeret efter to kriterier på én gang, hvor hvert kriterium har tre niveauer.

15.1 Grundmodellen

Antag at vi har klassificeret n individer efter *to* kriterier. Det første kriterium har r niveauer og klasserne $A_1, A_2, \dots, A_r$, og det andet kriterium har s niveauer og klasserne $B_1, B_2, \dots, B_s$. Skematisk ser det ud som i figur 15.1 på side 209.

Da der er tale om at et antal individer er klassificeret i et antal klasser, benytter vi som grundmodel en *multinomialfordelingsmodel*: Den rs -dimensionale observation

$$\mathbf{y} = \begin{pmatrix} y_{11} \\ y_{12} \\ \vdots \\ y_{rs} \end{pmatrix} \text{ er en observeret værdi af en } rs\text{-dimensional stokastisk variabel } \mathbf{Y} = \begin{pmatrix} Y_{11} \\ Y_{12} \\ \vdots \\ Y_{rs} \end{pmatrix} \text{ som}$$

Tabel 15.1 141 hjernesvulstpatienter fordelt efter svulstens art og placering.

		placering			sum
		pande	tinding	andet	
art	godartet	23	21	34	78
	ondartet	9	4	24	37
	andet	6	3	17	26
	sum	38	28	75	141

er multinomialfordelt med antalsparameter n og sandsynlighedsparameter $\mathbf{p} = \begin{pmatrix} p_{11} \\ p_{12} \\ \vdots \\ p_{rs} \end{pmatrix}$.

Størrelsen p_{ij} er sandsynligheden for at et individ udvalgt tilfældigt fra »populationen« vil tilhøre klassen $A_i B_j$, og den estimeres ved $\hat{p}_{ij} = y_{ij}/n$.

15.2 Uafhængighedshypotesen

Den struktur der er i inddelingskriteriet (nemlig at der indedeles efter to kriterier på en gang), har foreløbig kun givet sig udslag i den måde de variable og parametrene er navngivet på (med indeks ij). Vi vil nu formulere en model der svarer til at der ikke er nogen sammenhæng mellem de to inddelingskriterier.

Den »sammenhæng« der kan være tale om, er ikke en årsagssammenhæng, men en statistisk sammenhæng. At der ikke er nogen sammenhæng mellem kriterium A og kriterium B , skal betyde at A og B i en vis forstand »virker« uafhængigt af hinanden, således at forstå at en oplysning om hvilken B -klasse et individ tilhører, ikke indeholder nogen information om hvilken A -klasse individet tilhører, og omvendt. Det skal nu formaliseres i en matematisk model.

Vi indfører nogle hjælpevariable $X_d = (X_{dA}, X_{dB})$, således at X_{dA} er navnet på den A -klasse som individ nr. d tilhører, og X_{dB} er navnet på den B -klasse som individ nr. d tilhører, med andre ord

$X_d = (A_i, B_j)$ betyder: individ nr. d tilhører A -klassen A_i og B -klassen B_j .

At der ikke er nogen sammenhæng mellem A og B , betyder hermed at en oplysning om værdien af X_{dB} ikke indeholder nogen information om værdien af X_{dA} (og omvendt), og det betyder at de stokastiske variable X_{dA} og X_{dB} er stokastisk uafhængige, dvs.

$$P(X_{dA} = A_i \text{ og } X_{dB} = B_j) = P(X_{dA} = A_i) \cdot P(X_{dB} = B_j).$$

	klasse	kriterium 2				sum
		B_1	B_2	$\dots$	B_s	
kriterium 1	A_1	y_{11}	y_{12}	$\dots$	y_{1s}	$y_{1\cdot}$
	A_2	y_{21}	y_{22}	$\dots$	y_{2s}	$y_{2\cdot}$
	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$	$\vdots$
	A_r	y_{r1}	y_{r2}	$\dots$	y_{rs}	$y_{r\cdot}$
	sum	$y_{\cdot 1}$	$y_{\cdot 2}$	$\dots$	$y_{\cdot s}$	n

y_{ij} = antal individer i klassen $A_i B_j$ ($= A_i \cap B_j$),

$y_{i\cdot} = \sum_{j=1}^s y_{ij}$ = antal individer i klassen A_i ,

$y_{\cdot j} = \sum_{i=1}^r y_{ij}$ = antal individer i klassen B_j .

Figur 15.1 Tosidet kontingenstabel og tilhørende notation

Nu er pr. definition $P(X_{dA} = A_i, X_{dB} = B_j) = p_{ij}$, så at der ikke er nogen sammenhæng mellem A og B , betyder altså at $p_{ij} = \alpha_i \beta_j$, hvor vi har sat $\alpha_i = P(X_{dA} = A_i)$ og $\beta_j = P(X_{dB} = B_j)$. Sammenfattende kan vi derfor sige at den matematiske formulering af antagelsen om at der ikke er nogen (statistisk) sammenhæng mellem kriterierne A og B , bliver at

$$p_{ij} = \alpha_i \beta_j$$

for alle i og j , hvor $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r$ er ikke-negative tal der summerer til 1, og $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_s$ er ikke-negative tal der summerer til 1. Udtrykt i ord går antagelsen ud på at sandsynligheden p_{ij} for på én gang at tilhøre både A_i og B_j er lig produktet af sandsynligheden α_i for at tilhøre A_i og sandsynligheden β_j for at tilhøre B_j .

I stedet for at tale om at der ikke er nogen sammenhæng mellem A og B , taler man ofte om at der er *uafhængighed* mellem A og B , og den statistiske hypotese

$$H_0 : p_{ij} = \alpha_i \beta_j \quad \text{for alle } i \text{ og } j,$$

hvor de ukendte parametre $(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r)$ og $(\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_s)$ er ikke-negative talsæt der hver især summerer til 1, hedder da *uafhængighedshypotesen*.

At der er uafhængighed mellem A og B , udtrykker man undertiden på den måde at der ikke er nogen (signifikant) *vekselvirkning* mellem A og B . Når der ikke er nogen vekselvirkning mellem A og B , beskrives hele den systematiske variation i talmaterialet af de såkaldte *rækkevirkninger* (A -virkninger) $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r$ der beskriver den systematiske forskel mellem rækker, og af de såkaldte *søjlevirkninger* (B -virkninger) $\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_s$ der beskriver den systematiske forskel mellem søjler.

Tabel 15.2 Estimerne over grundmodellens parametre p_{ij} og uafhængighedsmodellens parametre α_i og β_j i hjernesvulsteksemplet. Tallene er sandsynligheder i procent.

		placering			sum =
		pande	tinding	andet	$\hat{\alpha}_i$
art	godartet	14.9	11.0	29.4	55.3
	ondartet	7.1	5.2	14.0	26.2
	andet	5.0	3.7	9.8	18.4
sum = $\hat{\beta}_j$		27.0	19.9	53.2	100.0

Estimation af parametrene

Likelihoodfunktionen i grundmodellen er en almindelig multinomial-likelihoodfunktion:

$$L(\mathbf{p}) = \text{konstant} \cdot \prod_{i=1}^r \prod_{j=1}^s p_{ij}^{y_{ij}}$$

hvor konstanten er en multinomialkoefficient. Estimerne over α -erne og β -erne i uafhængighedsmodellen er de værdier der maksimaliserer $L(\mathbf{p})$ når man for p_{ij} indsætter $p_{ij} = \alpha_i \beta_j$, dvs. de værdier der maksimaliserer

$$\begin{aligned} L_0(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_s) \\ &= \text{konstant} \cdot \prod_{i=1}^r \prod_{j=1}^s (\alpha_i \beta_j)^{y_{ij}} = \text{konstant} \cdot \prod_{i=1}^r \alpha_i^{y_{i\cdot}} \cdot \prod_{j=1}^s \beta_j^{y_{\cdot j}} \\ &= \text{konstant} \cdot \prod_{i=1}^r \alpha_i^{y_{i\cdot}} \cdot \prod_{j=1}^s \beta_j^{y_{\cdot j}}. \end{aligned}$$

Det ses at L_0 er et produkt af en funktion af α -erne og en funktion af β -erne. Ifølge sætning 14.1 antager disse to funktioner deres maksimumsværdier i hhv.

$$(\hat{\alpha}_1, \hat{\alpha}_2, \dots, \hat{\alpha}_r) = \left(\frac{y_{1\cdot}}{n}, \frac{y_{2\cdot}}{n}, \dots, \frac{y_{r\cdot}}{n} \right) \quad \text{og} \quad (\hat{\beta}_1, \hat{\beta}_2, \dots, \hat{\beta}_s) = \left(\frac{y_{\cdot 1}}{n}, \frac{y_{\cdot 2}}{n}, \dots, \frac{y_{\cdot s}}{n} \right).$$

Dette er så maksimaliseringsestimaterne for parametrene. Resultatet er i øvrigt hvad man umiddelbart skulle forvente, idet f.eks. sandsynligheden α_i for at tilhøre A-klassen A_i estimeres ved den observerede relative hyppighed $y_{i\cdot}/n$ af A_i .

I taleksemplet bliver $L = \text{konstant} \cdot p_{11}^{23} p_{12}^{21} p_{13}^{34} p_{21}^9 p_{22}^4 p_{23}^{24} p_{31}^6 p_{32}^3 p_{33}^{17}$. Ved at indsætte de aktuelle talværdier i udtrykkene for $\hat{\alpha}_i$, $\hat{\beta}_j$ og $\hat{p}_{ij}$ fås estimerne over de ukendte parametre, se tabel 15.2.

Test for uafhængighed

Teststørrelsen for uafhængighedshypotesen H_0 er likelihoodkvotientstørrelsen Q eller $-2 \ln Q$. Når man indsætter de fundne estimater i udtrykket for Q , får man

$$Q = \frac{L_0(\hat{\alpha}_1, \hat{\alpha}_2, \dots, \hat{\alpha}_r, \hat{\beta}_1, \hat{\beta}_2, \dots, \hat{\beta}_s)}{L(\hat{p}_{11}, \hat{p}_{12}, \dots, \hat{p}_{rs})} = \frac{\prod_{i=1}^r \prod_{j=1}^s (\hat{\alpha}_i \hat{\beta}_j)^{y_{ij}}}{\prod_{i=1}^r \prod_{j=1}^s (\hat{p}_{ij})^{y_{ij}}} = \prod_{i=1}^r \prod_{j=1}^s \left(\frac{\hat{y}_{ij}}{y_{ij}} \right)^{y_{ij}},$$

hvor $\hat{y}_{ij} = n \hat{\alpha}_i \hat{\beta}_j = y_{i\cdot} y_{\cdot j} / n$ er det »forventede« antal individer i klassen $A_i B_j$ under uafhængighedshypotesen. Dermed bliver

$$-2 \ln Q = 2 \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^s y_{ij} \ln \frac{y_{ij}}{\hat{y}_{ij}}.$$

Værdier af $-2 \ln Q$ tæt på 0 tyder på at H_0 giver en næsten lige så god beskrivelse af data som grundmodellen gør, hvorimod store $-2 \ln Q$ -værdier betyder at H_0 giver en væsentlig dårligere beskrivelse end grundmodellen gør, og i så fald vil man forkaste hypotesen om uafhængighed mellem rækker og søjler.

De »forventede« antal i hjernesvulsteksemplet er vist i tabel 15.3; herudfra fås

$$\begin{aligned} -2 \ln Q_{\text{obs}} &= 2 \left(23 \ln \frac{23}{21.0} + 21 \ln \frac{21}{15.5} + 34 \ln \frac{34}{41.5} \right. \\ &\quad + 9 \ln \frac{9}{10.0} + 4 \ln \frac{4}{7.3} + 24 \ln \frac{24}{19.7} \\ &\quad \left. + 6 \ln \frac{6}{7.0} + 3 \ln \frac{3}{5.2} + 17 \ln \frac{17}{13.8} \right) = 8.1 \end{aligned}$$

For at afgøre om en opnået $-2 \ln Q_{\text{obs}}$ -værdi (som f.eks. 8.1) er signifikant stor, skal vi sammenligne den med alle de andre $-2 \ln Q$ -værdier man også kunne have fået såfremt uafhængighedshypotesen H_0 var rigtig. Vi skal derfor bestemme testsandsynligheden $\varepsilon = P_0(-2 \ln Q \geq -2 \ln Q_{\text{obs}})$, dvs. sandsynligheden for at få en større $-2 \ln Q$ -værdi end den observerede, under forudsætning af at H_0 er rigtig. Når man skal bestemme ε , kan man udnytte en generel matematisk sætning der fortæller at når H_0 er rigtig, så er $-2 \ln Q$ med god tilnærmelse χ^2 -fordelt med $(r-1)(s-1)$ frihedsgrader, således at ε med god tilnærmelse kan bestemmes som sandsynligheden for at få en værdi større end $-2 \ln Q_{\text{obs}}$ i en χ^2 -fordeling med $(r-1)(s-1)$ frihedsgrader, kort

$$\varepsilon \approx P(\chi_{(r-1)(s-1)}^2 \geq -2 \ln Q_{\text{obs}}).$$

Denne sandsynlighed er let at bestemme ved hjælp af tabeller over fraktiler i χ^2 -fordelingen.

Tabel 15.3 Den »forventede« fordeling af 141 hjernesvulstpatienter under forudsætning af uafhængighed mellem svulstens art og placering.

		placering			sum
		pande	tinding	andet	
art	godartet	21.0	15.5	41.5	78
	ondartet	10.0	7.3	19.7	37
	andet	7.0	5.2	13.8	26
sum		38.0	28.0	75.0	141

Antallet af frihedsgrader for $-2 \ln Q$ findes som ændringen i antallet af frie parametre: i grundmodellen er der rs sandsynlighedsparametre der summerer til 1, dvs. der er $(rs - 1)$ frie parametre; under H_0 er der r rækkeparametre der summerer til 1, samt s søjleparametre der summerer til 1, dvs. $(r - 1) + (s - 1)$ frie parametre; antallet af frihedsgrader for teststørrelsen er dermed

$$(rs - 1) - ((r - 1) + (s - 1)) = (r - 1)(s - 1).$$

Bemærk at χ^2 -fordelingen kun er en approksimation; for at den skal kunne anvendes, kræves det at alle de »forventede« antal være mindst fem. – Hvis denne betingelse ikke er opfyldt, kan man eventuelt slå nogle rækker eller nogle søjler sammen.

I hjernesvulsteksemplet er de »forventede« antal over fem, så vi kan roligt anvende χ^2 -approksimationen. Tabelopslag viser at i χ^2 -fordelingen med $(3 - 1)(3 - 1) = 4$ frihedsgrader er 90%-fraktilen 7.78 og 95%-fraktilen 9.49, således at teststørrelsen $-2 \ln Q_{\text{obs}} = 8.1$ svarer til en testsandsynlighed på mellem 5% og 10%. På det grundlag vil man sædvanligvis ikke forkaste H_0 . Det kan altså konkluderes at der tilsyneladende ikke er nogen sammenhæng mellem svulstens art og dens placering. Det vil blandt andet sige at man ikke ud fra kendskab til placeringen af en svulst kan sige noget om hvorvidt den vil være godartet eller ej.

15.3 Jævnføring med andre tilsvarende modeller

Den læser der har studeret afsnit 14.2 om sammenligning af multinomialfordelinger, vil måske have bemærket, at de dér præsenterede metoder har store ligheder med dem i indeværende kapitel. Vi kan opregne nogle af lighederne:

1. Der foreligger nogle observerede y_{ij} stillet op i et tosidet skema.
2. Man udregner nogle »forventede« antal $\hat{y}_{ij}$ efter opskriften *rækkesum* gange *søjlesum* divideret med *totalsum*.
3. Man udregner en teststørrelse $-2 \ln Q_{\text{obs}} = \sum y \ln(y/\hat{y})$.

4. Man sammenligner $-2 \ln Q_{\text{obs}}$ med χ^2 -fordelingen med $(r - 1)(s - 1)$ frihedsgrader.

Selv om man foretager sig det samme i de to tilfælde, er det imidlertid på grundlag af to forskellige modeller:

- ◊ I det ene tilfælde (dette kapitel) klassificerer man nogle individer efter *to* kriterier, og opgaven er at undersøge om der er en sammenhæng mellem disse to kriterier.
- ◊ I det andet tilfælde (afsnit 14.2) er individerne på forhånd delt ind i nogle grupper inden de klassificeres efter *et* kriterium. Opgaven er at undersøge om der er forskel på grupperne (med hensyn til hvordan gruppernes individer fordeles på klasserne).

Om man skal benytte den ene eller den anden model, er således et spørgsmål om hvorledes man har designet det forsøg der har leveret talmaterialet. I eksemplet i dette kapitel sagde vi at det handlede om at man havde taget 141 hjernesvulstpatienter og klassificeret dem efter *to* kriterier; derved blev det et eksempel der illustrerede dette kapitels model og metoder. Hvis det derimod havde handlet om at man havde taget 38 patienter med svulst i panden, 28 med svulst i tindingen og 75 hvor svulsten ikke var lokaliseret til pande eller tinding, og dernæst klassificeret disse patienter efter svulstens art, så havde det været et afsnit 14.2-eksempel.

De to modeller er nært beslægtede; hvis man i dette kapitels model betinger med søjlesummerne, dvs. betinger med at $Y_{\cdot 1} = n_1$, $Y_{\cdot 2} = n_2$, ..., $Y_{\cdot s} = n_s$, så får man modellen i afsnit 14.2, og uafhængighedshypotesen overføres til afsnit 14.2's H_0 .

15.4 Regn og tegn

Som nævnt i afsnit 15.3 er udregningerne i forbindelse med test for uafhængighed i en kontingens tabel de samme som udregningerne i forbindelse med sammenligning af multinomialfordelinger, så vi kunne nøjes med at henvise til afsnit 14.3.

For god ordens skyld viser vi dog et eksempel også her, nemlig hjernesvulsteksemplet. Datafilen `svulst.dat` har følgende indhold:

art	placering	antal
godartet	pande	23
ondartet	pande	9
andet	pande	6
godartet	tinding	21
ondartet	tinding	4
andet	tinding	3
godartet	andet	34
ondartet	andet	24
andet	andet	17

Selve R-koden kommer her:

```
# Data indlæses til datastrukturen Hjsvulst
Hjsvulst <- read.table("svulst.dat", nrow=15, header = TRUE)

# Dette kald af xtabs arrangerer værdierne af antal i et
# tosidet skema hvor art bestemmer rækker og placering søjler.
obs <- xtabs(antal ~ art + placering, data=Hjsvulst)
obs # kontingenstabellen (jf. tabel 15.1)

# Udregn Pearsons  $X^2$  (som er en approksimation til  $-2\ln Q$ ):
chisq.test(obs)

# Vi kan få den rigtige  $-2\ln Q$ -værdi f.eks. på følgende måde (hvor man benytter sig af at
# udregningerne for at teste uafhængighed i en tosidet kontingens tabel er de samme som
# udregningerne for at teste additivitet i en log-lineær poisson-model)
H0 <- glm(antal ~ 0 + art + placering, family=poisson, data=Hjsvulst)
H0$deviance #  $-2\ln Q$ 
1-pchisq(H0$deviance, H0$df.res) # testsandsynligheden

# Tabellen over forventede antal (tabel 15.3):
forv <- xtabs(H0$fitted ~ art + placering, data=Hjsvulst)
round(forv, digits=1) # afrund til ét ciffer efter kommaet
```

15.5 Opgaver

Opgave 15.1 (Øjen- og hårfarve)

Ved en sundhedsundersøgelse af 283 piger i St. Clement Street skole i Aberdeen blev hår- og øjenfarve observeret med et resultat som vist i nedenstående tabel. Viser dette materiale en sammenhæng mellem hårfarve og øjenfarve?

		Hårfarve			
		lys	rød	neutral	mørk
Øjenfarve	blå	30	4	27	6
	lys	30	5	28	11
	neutral	21	7	40	22
	mørk	6	3	23	20

16 Et større eksempel: Torsk i Østersøen

DET TIDLIGERE ANVENDTE EKSEMPEL om torsk i Østersøen bliver i dette kapitel taget op til nærmere behandling. Eksemplet er blandt andet et eksempel på at man kan indbygge noget teori i den statistiske model, og et eksempel der viser nytten af maximum likelihood metoden til parameterestimation.

16.1 Præsentation af eksemplet

Den 6. marts 1961 fangede nogle havbiologer 69 torsk ved Lolland og undersøgte arten af blodets hæmoglobin i hver enkelt torsk. Senere på året fangede man desuden nogle torsk ved Bornholm og ved Ålandsøerne og bestemte deres genotype. (Sick [20])

Man mener at hæmoglobin-arten bestemmes af ét enkelt gen, og det som biologerne bestemte, var torskenes genotype for så vidt angår dette gen. Genet optræder i to udgaver som vi kalder kalder A og a, og de mulige genotyper er da AA, Aa og aa. I tabel 16.1 på næste side ses den fundne genotypefordeling for hver af de tre lokaliteter.

På hver geografisk lokalitet er der sket det at man har klassificeret et antal torsk i tre mulige klasser, så på hver lokalitet er der tale om en multinomialfordelingssituation, eller mere præcist om en *trinomialfordelingssituation*. Som grundmodel benytter vi derfor den model der siger at de tre observations»vektorer«

$$\mathbf{y}_L = \begin{pmatrix} y_{1L} \\ y_{2L} \\ y_{3L} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 27 \\ 30 \\ 12 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{y}_B = \begin{pmatrix} y_{1B} \\ y_{2B} \\ y_{3B} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 14 \\ 20 \\ 52 \end{pmatrix} \quad \text{og} \quad \mathbf{y}_A = \begin{pmatrix} y_{1A} \\ y_{2A} \\ y_{3A} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ 5 \\ 75 \end{pmatrix}$$

stammer fra hver sin multinomialfordeling med antalsparametre henholdsvis $n_L = 69$, $n_B = 86$ og $n_A = 80$ og med sandsynlighedsparametre henholdsvis

$$\mathbf{p}_L = \begin{pmatrix} p_{1L} \\ p_{2L} \\ p_{3L} \end{pmatrix}, \quad \mathbf{p}_B = \begin{pmatrix} p_{1B} \\ p_{2B} \\ p_{3B} \end{pmatrix} \quad \text{og} \quad \mathbf{p}_A = \begin{pmatrix} p_{1A} \\ p_{2A} \\ p_{3A} \end{pmatrix}.$$

Tabel 16.1 (= tabel 14.1) Genotypefordeling af torsk fra tre lokaliteter i Østersøen.

genotype	Lolland	Bornholm	Ålandsøerne
AA	27	14	0
Aa	30	20	5
aa	12	52	75
i alt	69	86	80

16.2 Hardy-Weinberg ligevægt

Grundmodellen er at hver geografisk lokalitet har sin egen multinomialfordeling, og at hver multinomialfordeling har en sandsynlighedsparameter

$$\mathbf{p} = \begin{pmatrix} p_1 \\ p_2 \\ p_3 \end{pmatrix}$$

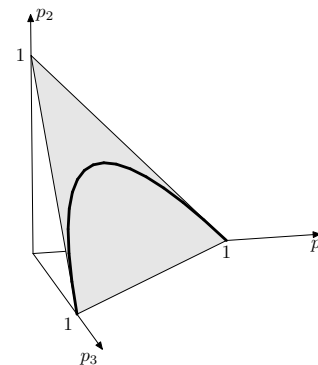
hvor tallene p_1 , p_2 og p_3 kan være hvilke som helst tre ikke-negative tal der summerer til 1. Imidlertid kan man argumentere for at der under visse omstændigheder må være en bestemt sammenhæng mellem de tre p -er.

Lad os antage at i en bestemt torskegeneration optræder genotyperne AA, Aa og aa med hyppighederne p_1 , p_2 og p_3 , hvor $p_1 + p_2 + p_3 = 1$. Lad os desuden antage at næste generation fremstilles ved »tilfældig parring« således at hvert af en torskeunges to hæmoglobin-gener vælges uafhængigt af hinanden på følgende måde: først vælges et tilfældigt forældre-individ, dernæst vælges et tilfældigt af dette individs hæmoglobin-gener. Sandsynligheden for ved denne proces at vælge et A er da $p_1 + \frac{1}{2}p_2$ hvilket vi kalder β , og sandsynligheden for at vælge et a er $\frac{1}{2}p_2 + p_3 = 1 - \beta$. I den nye generation bliver genotypefordelingen derfor

$$\begin{array}{ll} \text{AA:} & \beta^2 \\ \text{Aa:} & 2\beta(1 - \beta) \\ \text{aa:} & (1 - \beta)^2. \end{array}$$

(De tre sandsynligheder summerer til 1, sådan som de også skal: $\beta^2 + 2\beta(1 - \beta) + (1 - \beta)^2 = (\beta + (1 - \beta))^2 = 1$). Genotypefordelingen i den nye generation kan altså ikke være hvad som helst, men der er en vis sammenhæng mellem de tre sandsynligheder, styret af størrelsen β . Lad os se hvad der sker hvis der i forældregenerationen er en tilsvarende sammenhæng mellem sandsynlighederne, nemlig

$$\begin{array}{ll} \text{AA:} & p_1 = \alpha^2 \\ \text{Aa:} & p_2 = 2\alpha(1 - \alpha) \\ \text{aa:} & p_3 = (1 - \alpha)^2. \end{array}$$



Figur 16.1 Det tonede område er sandsynlighedssimplexet, dvs. mængden af tripler $\mathbf{p} = (p_1, p_2, p_3)$ af ikke-negative tal der summerer til 1. Kurven består af de $\mathbf{p}$ -er der kan optræde hvis der er Hardy-Weinberg ligevægt.

Så bliver $\beta = p_1 + \frac{1}{2}p_2 = \alpha^2 + \frac{1}{2}2\alpha(1 - \alpha) = \alpha$, dvs. sandsynlighederne er uforandrede fra den ene generation til den anden.

Man siger at populationen er i *Hardy-Weinberg ligevægt* hvis det er sådan at de tre genotyper optræder i forholdet

$$\begin{array}{ll} \text{AA:} & p_1 = \beta^2 \\ \text{Aa:} & p_2 = 2\beta(1 - \beta) \\ \text{aa:} & p_3 = (1 - \beta)^2 \end{array}$$

for en eller anden værdi af $\beta \in [0, 1]$. Hvis der er Hardy-Weinberg ligevægt, er det altså kun visse sandsynlighedstripler (p_1, p_2, p_3) der kan komme på tale, se figur 16.1.

16.3 Hypotesen om Hardy-Weinberg ligevægt

Vi vil undersøge om der er Hardy-Weinberg ligevægt på hver af de tre lokaliteter. Vi begynder med Lolland.

At der er Hardy-Weinberg ligevægt ved Lolland, kan formuleres som den statistiske hypotese

$$H_L : \begin{pmatrix} p_{1L} \\ p_{2L} \\ p_{3L} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \beta_L^2 \\ 2\beta_L(1 - \beta_L) \\ (1 - \beta_L)^2 \end{pmatrix}.$$

Tabel 16.2 Forventede antal $\widehat{y}$ under forudsætning af Hardy-Weinberg ligevægt på hver lokalitet.

genotype	Lolland	Bornholm	Ålandsøerne
AA	25.6	6.7	0.1
Aa	32.9	34.6	4.8
aa	10.6	44.7	75.1
i alt	69.1	86.0	80.0

I grundmodellen er likelihoodfunktionen $L(p_{1L}, p_{2L}, p_{3L}) = \text{konstant} \cdot p_{1L}^{27} p_{2L}^{30} p_{3L}^{12}$, og

den har maksimum i $\widehat{p}_L = \begin{pmatrix} \frac{27}{69} \\ \frac{30}{69} \\ \frac{12}{69} \end{pmatrix}$. Under H_L er likelihoodfunktionen

$$\begin{aligned} L_L(\beta_L) &= L(\beta_L^2, 2\beta_L(1-\beta_L), (1-\beta_L)^2) \\ &= \text{konstant} \cdot (\beta_L^2)^{27} (2\beta_L(1-\beta_L))^{30} ((1-\beta_L)^2)^{12} \\ &= \text{konstant} \cdot \beta_L^{2 \cdot 27 + 30} (1-\beta_L)^{30 + 2 \cdot 12}, \end{aligned}$$

som har maksimum i $\widehat{\beta}_L = \frac{2 \cdot 27 + 30}{2 \cdot 69} = \frac{84}{138} = 0.609$, dvs. $\widehat{\beta}_L$ er det observerede antal A divideret med det samlede antal gener.

Man tester hypotesen ved brug af den sædvanlige teststørrelse $-2 \ln Q$, hvor Q er kvotienten $L(\widehat{\beta}_L^2, 2\widehat{\beta}_L(1-\widehat{\beta}_L), (1-\widehat{\beta}_L)^2) / L(\widehat{p}_{1L}, \widehat{p}_{2L}, \widehat{p}_{3L})$. Almindelige omskrivninger giver at

$$-2 \ln Q = 2 \sum_{i=1}^r y_i \ln \frac{y_i}{\widehat{y}_i}$$

hvor $(\widehat{y}_1, \widehat{y}_2, \widehat{y}_3) = (n_L \widehat{\beta}_L^2, n_L 2\widehat{\beta}_L(1-\widehat{\beta}_L), n_L(1-\widehat{\beta}_L)^2)$ er de »forventede« antal under hypotesen om Hardy-Weinberg ligevægt.

Man finder at $-2 \ln Q = 0.52$ med $(3-1)-1 = 1$ frihedsgrader, svarende til en testsandsynlighed på ca. 47%, så man kan sagtens antage at torskebestanden ved Lolland er i Hardy-Weinberg ligevægt.

Noget tilsvarende kan gøres med de to andre lokaliteter. Man får maksimaliseringsestimaterne $\widehat{\beta}_B = 0.279$ og $\widehat{\beta}_A = 0.031$. De forventede antal $\widehat{y}$ ses i tabel 16.2. Ved Ålandsøerne kan man oplagt antage Hardy-Weinberg ligevægt. (Man kan ikke benytte χ^2 -approximationen til $-2 \ln Q$ fordi et af de forventede antal er alt for lille. Men man må sige at modellen reproducerer observationerne særdeles fint.) Ved Bornholm er der større uoverensstemmelse mellem de observerede og de forventede antal, og teststørrelsen er her $-2 \ln Q = 14.4$, svarende til en testsandsynlighed af størrelsesorden 10^{-4} .

16.4 En samlet model

Hypotesen om Hardy-Weinberg ligevægt er sådan en »pæn« hypotese fordi man kan »forstå« (dvs. levere en simpel forklaring på) den. Derfor er det ærgerligt at Bornholm tilsyneladende falder uden for det pæne billede. For at reparere på tingene kunne man forsøge sig med en modificeret hypotese H_1 gående ud på at

- ◊ ved Lolland er der Hardy-Weinberg ligevægt med parameter β_L ,
- ◊ ved Ålandsøerne er der Hardy-Weinberg ligevægt med parameter β_A ,
- ◊ ved Bornholm er populationen en blanding af Lollandstorsk og Ålandstorsk i forholdet $\alpha : (1-\alpha)$ hvor $\alpha \in]0, 1[$ er en ukendt parameter.

Mere præcist går H_1 altså ud på at der findes værdier af β_L , β_A og α således at

$$\begin{aligned} p_L &= \begin{pmatrix} \beta_L^2 \\ 2\beta_L(1-\beta_L) \\ (1-\beta_L)^2 \end{pmatrix}, \\ p_A &= \begin{pmatrix} \beta_A^2 \\ 2\beta_A(1-\beta_A) \\ (1-\beta_A)^2 \end{pmatrix}, \\ p_B &= \alpha p_L + (1-\alpha) p_A = \begin{pmatrix} \alpha\beta_L^2 + (1-\alpha)\beta_A^2 \\ \alpha 2\beta_L(1-\beta_L) + (1-\alpha)2\beta_A(1-\beta_A) \\ \alpha(1-\beta_L)^2 + (1-\alpha)(1-\beta_A)^2 \end{pmatrix}. \end{aligned}$$

Bemærk at der nu er tale om én samlet model for alle tre lokaliteter.

Den samlede likelihoodfunktion bliver produktet af de tre del-likelihoodfunktioner for de tre lokaliteter. Det er bekvemt at operere med logaritmen til likelihoodfunktionen, så den skriver vi op:

$$\begin{aligned} \ln L(\beta_L, \beta_A, \alpha) &= 27 \ln p_{1L} + 30 \ln p_{2L} + 12 \ln p_{3L} \\ &\quad + 14 \ln p_{1B} + 20 \ln p_{2B} + 52 \ln p_{3B} \\ &\quad + 0 \ln p_{1A} + 5 \ln p_{2A} + 75 \ln p_{3A} \\ &= \text{konstant} + 84 \ln \beta_L + 54 \ln(1-\beta_L) \\ &\quad + 14 \ln(\alpha\beta_L^2 + (1-\alpha)\beta_A^2) \\ &\quad + 20 \ln(\alpha 2\beta_L(1-\beta_L) + (1-\alpha)2\beta_A(1-\beta_A)) \\ &\quad + 52 \ln(\alpha(1-\beta_L)^2 + (1-\alpha)(1-\beta_A)^2) \\ &\quad + 5 \ln \beta_A + 155 \ln(1-\beta_A). \end{aligned}$$

Der synes ikke at være nogen praktisk anvendelig analytisk måde at maksimisere denne funktion på, så man må benytte en iterationsmetode. Som startværdier til en sådan kan

Tabel 16.3 Forventede antal $\widehat{y}$ i blandingsmodellen.

genotype	Lolland	Bornholm	Ålandsøerne
AA	25.7	13.7	0.1
Aa	32.8	20.3	4.8
aa	10.4	52.0	75.1
i alt	68.9	86.0	80.0

vi benytte de tidligere fundne estimater $\widehat{\beta}_L = 0.609$ og $\widehat{\beta}_A = 0.031$ og vælge α så det forventede antal Aa ved Bornholm er lig det observerede, dvs. ved at løse ligningen $\alpha \cdot 2\widehat{\beta}_L(1 - \widehat{\beta}_L) + (1 - \alpha) \cdot 2\widehat{\beta}_A(1 - \widehat{\beta}_A) = \frac{20}{86}$, hvilket giver $\alpha \approx 0.414$.

Man finder at $\ln L$ antager sit maksimum i $(\widehat{\beta}_L, \widehat{\beta}_A, \widehat{\alpha}) = (0.611, 0.031, 0.425)$. Herefter kan vi udregne den forventede genotypfordeling de tre steder, se tabel 16.3. Det ses at der er langt bedre overensstemmelse mellem de observerede og de »forventede« værdier i denne model. Hvis man tester modellen i forhold til grundmodellen med en vilkårlig trinomialfordeling hvert sted, får man en $-2 \ln Q$ -størrelse på 0.7, og selv om de forventede antal ikke alle er mindst 5, kan man jo alligevel godt skæve til χ^2 -fordelingen med $3 \cdot (3 - 1) - 3 = 3$ frihedsgrader.

Alt i alt må man konkludere, at modellen med Hardy-Weinberg ligevægt ved Lolland og ved Ålandsøerne og med en blandingspopulation ved Bornholm giver en god beskrivelse af de foreliggende observationer.

16.5 Regn og tegn

Her ses hvordan man kan udføre beregningerne til dette kapitel.

De separate simple modeller.

de observerede antal for hver lokalitet:

```
yL <- c(27, 30, 12)
```

```
yB <- c(14, 20, 52)
```

```
yA <- c(0, 5, 75)
```

vi klistrer dem sammen langs søjler (columns):

```
yOBS <- cbind(yL, yB, yA)
```

Vi definerer nu en funktion betahat der ud fra en observation y udregner

$\widehat{\beta} = \frac{2y_1 + y_2}{2y}$ (det forudsættes at y er en vektor af længde 3).

```
betahat <- function(y){ (2*y[1] + y[2])/(2*sum(y)) }
```

Desuden definerer vi en funktion p.beta der udregner p som

funktion af β , dvs. $p = (\beta^2, 2\beta(1 - \beta), (1 - \beta)^2)$:

```
p.beta <- function(b) { c(b^2, 2*b*(1-b), (1-b)^2) }
```

Ved hjælp af disse funktioner udregnes de enkelte $\widehat{\beta}$ -er og de tilsvarende

vektorer $(\widehat{y}_1, \widehat{y}_2, \widehat{y}_3)$ af observerede antal (jf. tabel 16.2):

```
betaL <- betahat(yL)
```

```
betaB <- betahat(yB)
```

```
betaA <- betahat(yA)
```

```
yhatL <- p.beta(betaL) * sum(yL)
```

```
yhatB <- p.beta(betaB) * sum(yB)
```

```
yhatA <- p.beta(betaA) * sum(yA)
```

Så defineres en funktion minus2lnQ der udregner $-2 \ln Q$

(i summen skal man se bort fra led hvor det observerede antal er 0,

idet $0 \ln 0$ er lig med 0).

```
minus2lnQ <- function(obs.antal, hyp.antal){
```

```
  2*sum(ifelse( obs.antal>0, obs.antal*log(obs.antal/hyp.antal), 0))
```

```
}
```

Funktionen bruges til at udregne $-2 \ln Q$ på hver af de tre lokaliteter:

```
minus2lnQ(yL, yhatL)
```

```
minus2lnQ(yB, yhatB)
```

```
minus2lnQ(yA, yhatA)
```

Den store model:

Vi definerer en funktion fkt som (på nær et konstantled) er $-\ln L(\beta_L, \beta_A, \alpha)$.

Denne funktion skal minimaliseres. Bemærk at funktionen skal defineres som en

funktion af én tredimensional variabel (her kaldt b).

```
fkt <- function(b){
  -( 84*log( b[1]) + 54*log(1-b[1])
    +14*log( b[3]*b[1]^2 + (1-b[3])*b[2]^2 )
    +20*log( b[3]*b[1]*(1-b[1]) + (1-b[3])*b[2]*(1-b[2]))
    +52*log( b[3]*(1-b[1])^2 + (1-b[3])*(1-b[2])^2 )
    + 5*log( b[2]) + 155*log(1-b[2]))
}
```

Vi prøver nu to forskellige R-funktioner til optimering, nemlig nlm og optim;

de skulle gerne give det samme!

(Bemærk at nlm skal have fkt som første argument og vektoren af startværdier

som andet argument, og optim skal have dem i modsat rækkefølge...)

```
metode1 <- nlm(fkt, c(0.609, 0.031, 0.414))
```

```
metode2 <- optim(c(0.609, 0.031, 0.414), fkt)
```

```
# (skriv metode1 hhv. metode2 for at se resultaterne)

# Vi vælger at bruge estimererne fra metode 2. –
# De estimerede sandsynlighedsvektorer er
phathatL <- p.beta(metode2$par[1])
phathatA <- p.beta(metode2$par[2])
phathatB <- metode2$par[3]*phathatL + (1-metode2$par[3])*phathatA

# De forventede antal for hver lokalitet
yhathatL <- phathatL*sum(yL)
yhathatB <- phathatB*sum(yB)
yhathatA <- phathatA*sum(yA)
# og samlet, jf. tabel 16.3
yhathat <- cbind(yhathatL, yhathatB, yhathatA)
yhathat

# En  $-2\ln Q$ -størrelse for den samlede model; antal frihedsgrader er  $3 * (3 - 1) - 3 = 3$ 
minus2lnQ(yOBS, yhathat)
```

Referencer

- [1] Truett Allison og Domenic V. Cicchetti. Sleep in mammals: ecological and constitutional correlates. *Science*, 194:732–34, 1976.
- [2] Erling B. Andersen. Multiplicative poisson models with unequal cell rates. *Scandinavian Journal of Statistics*, 4:153–8, 1977.
- [3] F. J. Anscombe. Graphs in statistical analysis. *The American Statistician*, 27:17–21, 1973.
- [4] Ladislaus von Bortkiewicz. *Das Gesetz der kleinen Zahlen*. Teubner, Leipzig, 1898.
- [5] Edward Patrick Davin. Blood pressure among residents of the Tambo Valley. Master's thesis, The Pennsylvania State University, 1975.
- [6] James D. Forbes. Further experiments and remarks on the measurement of heights by the boiling point of water. *Transactions of the Royal Society of Edinburgh*, 21: 135–43, 1857.
- [7] Karl Friedrich Gauß. *Theoria motus corporum coelestium in sectionibus conicis solem ambientum*. F. Perthes und I.H. Besser, Hamburg, 1809.
- [8] Annette Greenfort, Christian S. F. Jensen og Susanne Jeppesen. Planter og planter imellem. Biologispeciale, Roskilde Universitetscenter, 1987.
- [9] Major Greenwood og George Udny Yule. An inquiry into the nature of frequency distributions representative of multiple happenings with particular reference to the occurrence of multiple attacks of disease or of repeated accidents. *Journal of the Royal Statistical Society*, 83:255–79, 1920.
- [10] Anders Hald. *Statistiske Metoder*. Akademisk Forlag, København, 1948, 1968.
- [11] Milton Hinton. Doctoral thesis, Teachers College, Columbia University, 1968.
- [12] Larry Lee og Richard G. Krutchkoff. Mean and variance of partially-truncated distributions. *Biometrics*, 36:531–6, 1980.
- [13] Lucette Meillier og Ida Toldbod. På skærmen står et lille hjerte og banker ... ultralyd og biologiske skadevirkninger – afprøvet for kromosombrud i mikrokernetesten. Biologispeciale, Roskilde Universitetscenter, 1985.
- [14] H. Arthur Meyer. *Forest Mensuration*. Penns Valley Publishers, Inc., State College, Pennsylvania, 1953.
- [15] Simon Newcomb. Measures of the velocity of light made under the direction of the Secretary of the Navy during the years 1880-1882. *Astronomical Papers*, 2:107–230, 1891.

- [16] Simon E. Pack og Byron J. T. Morgan. A mixture model for interval-censored time-to-response quantal assay data. *Biometrics*, 46:749–57, 1990.
- [17] Ernest Rutherford og Hans Geiger. The probability variations in the distribution of α particles. I James Chadwick, red., *The Collected Papers of Lord Rutherford of Nelson*, bind 2, side 203–11. George Allen and Unwin, London, 1963.
- [18] Ernest Rutherford og Hans Geiger. The probability variations in the distribution of α particles. *Philosophical Magazine*, xx:698–707, 1910.
- [19] Thomas A. Ryan, Brian L. Joiner og Barbara F. Ryan. *MINITAB Student Handbook*. Duxbury Press, North Scituate, Massachusetts, 1976.
- [20] Knud Sick. Haemoglobin polymorphism of cod in the Baltic and the Danish Belt Sea. *Hereditas*, 54:19–48, 1965.
- [21] Stephen M. Stigler. Do robust estimators work with *real* data? *The Annals of Statistics*, 5:1055–98, 1977.
- [22] 'Student'. The probable error of a mean. *Biometrika*, 6:1–25, 1908.
- [23] Sanford Weisberg. *Applied Linear Regression*. Wiley series in Probability and Mathematical Statistics. John Wiley & Sons, 1980.

Kort om statistikprogrammet R

I R opereres på *datastrukturer* som blandt andet kan være vektorer og matricer. Det der opereres, er forskellige *funktioner*. Hvis man f.eks. har oprettet en datastruktur `ta1` som indeholder en masse tal, så kan man få udregnet summen af alle disse tal ved at anvende funktionen `sum` på `ta1`, dvs. man skriver `sum(ta1)`. Hvis man vil have den naturlige logaritme til alle tallene, skriver man `log(ta1)`.

R er primært tænkt som et interaktivt system, dvs. brugeren indtaster en kommando som R så udfører, dernæst indtaster brugeren en ny kommando osv. Kommandoer kan være instruktioner om at udføre ganske enkle regnestykker, f.eks. at lægge tallene 5 og 7 sammen (det gøres ved at skrive `5+7`), eller de kan udføre komplicerede beregninger og tegninger.

Her er nogle ting der er værd at vide fra starten:

- ◊ R skriver prompten `>` når det er parat til at modtage en kommando.
- ◊ Man afslutter R ved at kalde funktionen `q`, dvs. man skriver `q()`
- ◊ Der er forskel på store og små bogstaver.
- ◊ Decimaltal skrives med tegnet `.` (punktum) som »komma«, f.eks. `3.75`
- ◊ »Sættes lig med«-operatoren er `<-` (dvs. tegnet `<` umiddelbart efterfulgt af tegnet `-`).
Eksempel: Hvis man skriver `a <- 8.5` så bliver der oprettet en datastruktur `a` som indeholder det ene tal `8.5`
- ◊ Funktionen `c` sammenkæder til en vektor.
Eksempel: hvis man skriver `b <- c(2, 4.5, 5)` så bliver der oprettet en vektor `b` som indeholder de tre værdier `2`, `4.5` og `5`. Man får den aktuelle værdi af `b` at se ved at skrive `b` ved R-prompten.
- ◊ Funktionen `ls` skriver en liste over hvilke datastrukturer der aktuelt er defineret; man skriver `ls()`
- ◊ Der er (naturligvis) almindelige operatorer som `+` (addition), `-` (subtraktion), `*` (multiplikation), `/` (division), `^` (potensopløftning).
En anden nyttig operator er `:` der leverer en vektor af på hinanden følgende heltal, f.eks. giver `5:12` resultatet `5 6 7 8 9 10 11 12`
- ◊ Hjælp fås med en af funktionerne `? og help`.

Eksempler:

Man kan få hjælp om funktionen `sin` ved enten at skrive `?sin` eller `help(sin)`

Man kan få hjælp om funktionen `:` ved at skrive `?":"` eller `help(":")`

- ◊ Med R-distributionen følger udmærkede hjælpe tekster i HTML-format; i Windows-udgaven af R kan man åbne disse hjælpe tekster fra R-konsollens Help-menu.
- ◊ Symbolet # er et kommentartegn, dvs. resten af linjen (fra og med #) bliver ignoreret.

Her er et lille udvalg af R-funktioner til udregning af fraktiler og fordelingsfunktioner for fordelinger.

Binomialfordeling:

<code>dbinom(<i>x</i>, size=<i>n</i>, prob=<i>p</i>)</code>	sandsynlighedsfunktion
<code>pbinom(<i>x</i>, size=<i>n</i>, prob=<i>p</i>)</code>	fordelingsfunktion
<code>qbinom(<i>ssh</i>, size=<i>n</i>, prob=<i>p</i>)</code>	fraktiler
<code>rbinom(<i>antal</i>, size=<i>n</i>, prob=<i>p</i>)</code>	tilfældige tal

Negativ binomialfordeling:

<code>dnbinom(<i>x</i>, size=<i>k</i>, prob=<i>p</i>)</code>	sandsynlighedsfunktion
<code>pnbinom(<i>x</i>, size=<i>k</i>, prob=<i>p</i>)</code>	fordelingsfunktion
<code>qnbinom(<i>ssh</i>, size=<i>k</i>, prob=<i>p</i>)</code>	fraktiler
<code>rnbino(<i>antal</i>, size=<i>k</i>, prob=<i>p</i>)</code>	tilfældige tal

Poissonfordeling:

<code>dpois(<i>x</i>, lambda=<i>middelværdi</i>)</code>	sandsynlighedsfunktion
<code>ppois(<i>x</i>, lambda=<i>middelværdi</i>)</code>	fordelingsfunktion
<code>qpois(<i>ssh</i>, lambda=<i>middelværdi</i>)</code>	fraktiler
<code>rpois(<i>antal</i>, lambda=<i>middelværdi</i>)</code>	tilfældige tal

Normalfordeling:

<code>dnorm(<i>x</i>, mean=<i>middelværdi</i>, sd=<i>std.afv</i>)</code>	tæthedsfunktion
<code>pnorm(<i>x</i>, mean=<i>middelværdi</i>, sd=<i>std.afv</i>)</code>	fordelingsfunktion
<code>qnorm(<i>ssh</i>, mean=<i>middelværdi</i>, sd=<i>std.afv</i>)</code>	fraktiler
<code>rnorm(<i>antal</i>, mean=<i>middelværdi</i>, sd=<i>std.afv</i>)</code>	tilfældige tal

χ^2 -fordeling:

<code>dchisq(<i>x</i>, df=<i>frihedsgrader</i>)</code>	tæthedsfunktion
<code>pchisq(<i>x</i>, df=<i>frihedsgrader</i>)</code>	fordelingsfunktion
<code>qchisq(<i>ssh</i>, df=<i>frihedsgrader</i>)</code>	fraktiler
<code>rchisq(<i>antal</i>, df=<i>frihedsgrader</i>)</code>	tilfældige tal

t-fordeling:

<code>dt(<i>x</i>, df=<i>frihedsgrader</i>)</code>	tæthedsfunktion
<code>pt(<i>x</i>, df=<i>frihedsgrader</i>)</code>	fordelingsfunktion
<code>qt(<i>ssh</i>, df=<i>frihedsgrader</i>)</code>	fraktiler
<code>rt(<i>antal</i>, df=<i>frihedsgrader</i>)</code>	tilfældige tal

F-fordeling:

<code>df(<i>x</i>, df1=<i>tællerfrihedsgr</i>, df2=<i>nævnerfrihedsgr</i>)</code>	tæthedsfunktion
<code>pf(<i>x</i>, df1=<i>tællerfrihedsgr</i>, df2=<i>nævnerfrihedsgr</i>)</code>	fordelingsfunktion
<code>qf(<i>ssh</i>, df1=<i>tællerfrihedsgr</i>, df2=<i>nævnerfrihedsgr</i>)</code>	fraktiler
<code>rf(<i>antal</i>, df1=<i>tællerfrihedsgr</i>, df2=<i>nævnerfrihedsgr</i>)</code>	tilfældige tal

Tabeller

Det gælder for de allerfleste af de fordelinger som den praktisk arbejdende statistiker benytter, at hverken fordelingsfunktionen eller den inverse fordelingsfunktion (der leverer fraktilerne i fordelingen) er lette at beregne når hjælpemidlerne er papir og blyant og »almindelige« matematiske funktioner (så som addition, multiplikation, division, kvadratrods, kvadrering, logaritmefunktion, eksponentialfunktion osv.). I tidligere tider var det et betydeligt regnearbejde at udregne pålidelige numeriske approksimationer til de almindelige fordelinger og deres fraktiler, og man nøjedes derfor med at udregne funktionsværdierne for udvalgte værdier af argumenterne (her en af forklaringerne på de magiske fem procent!), og statistiske tabeller var noget meget dyrebart (og copyright-belagt). – I vore dage er det anderledes. Enhver kan nu på en almindelig pc'er på ingen tid udregne de almindeligt brugte fordelingsfunktioner og fraktiler med stor præcision. Tabellerne på side 234 og fremefter er udregnet ved brug af Tue Tjurs Turbo Pascal-unit distr (fra <http://ezlearn.cbs.dk/stat/hamat-2/tt/>).

Vi minder om at en *fraktil* i en fordeling er et tal x med den egenskab at der er en vis foreskrevet sandsynlighed for at få værdier $\leq x$. Eksempelvis er 90%-fraktilen et tal x således at der er sandsynlighed 90% for at få værdier $\leq x$.

Fraktiler i χ^2 -fordelingen med f frihedsgrader

f	Sandsynlighed i procent					
	50	90	95	97.5	99	99.9
1	0.45	2.71	3.84	5.02	6.63	7.88
2	1.39	4.61	5.99	7.38	9.21	10.60
3	2.37	6.25	7.81	9.35	11.34	12.84
4	3.36	7.78	9.49	11.14	13.28	14.86
5	4.35	9.24	11.07	12.83	15.09	16.75
6	5.35	10.64	12.59	14.45	16.81	18.55
7	6.35	12.02	14.07	16.01	18.48	20.28
8	7.34	13.36	15.51	17.53	20.09	21.95
9	8.34	14.68	16.92	19.02	21.67	23.59
10	9.34	15.99	18.31	20.48	23.21	25.19
11	10.34	17.28	19.68	21.92	24.72	26.76
12	11.34	18.55	21.03	23.34	26.22	28.30
13	12.34	19.81	22.36	24.74	27.69	29.82
14	13.34	21.06	23.68	26.12	29.14	31.32
15	14.34	22.31	25.00	27.49	30.58	32.80
16	15.34	23.54	26.30	28.85	32.00	34.27
17	16.34	24.77	27.59	30.19	33.41	35.72
18	17.34	25.99	28.87	31.53	34.81	37.16
19	18.34	27.20	30.14	32.85	36.19	38.58
20	19.34	28.41	31.41	34.17	37.57	40.00
21	20.34	29.62	32.67	35.48	38.93	41.40
22	21.34	30.81	33.92	36.78	40.29	42.80
23	22.34	32.01	35.17	38.08	41.64	44.18
24	23.34	33.20	36.42	39.36	42.98	45.56
25	24.34	34.38	37.65	40.65	44.31	46.93
26	25.34	35.56	38.89	41.92	45.64	48.29
27	26.34	36.74	40.11	43.19	46.96	49.64
28	27.34	37.92	41.34	44.46	48.28	50.99
29	28.34	39.09	42.56	45.72	49.59	52.34
30	29.34	40.26	43.77	46.98	50.89	53.67
31	30.34	41.42	44.99	48.23	52.19	55.00
32	31.34	42.58	46.19	49.48	53.49	56.33
33	32.34	43.75	47.40	50.73	54.78	57.65
34	33.34	44.90	48.60	51.97	56.06	58.96
35	34.34	46.06	49.80	53.20	57.34	60.27
36	35.34	47.21	51.00	54.44	58.62	61.58
37	36.34	48.36	52.19	55.67	59.89	62.88
38	37.34	49.51	53.38	56.90	61.16	64.18
39	38.34	50.66	54.57	58.12	62.43	65.48
40	39.34	51.81	55.76	59.34	63.69	66.77

Fraktiler i χ^2 -fordelingen med f frihedsgrader

f	Sandsynlighed i procent					
	50	90	95	97.5	99	99.9
41	40.34	52.95	56.94	60.56	64.95	68.05
42	41.34	54.09	58.12	61.78	66.21	69.34
43	42.34	55.23	59.30	62.99	67.46	70.62
44	43.34	56.37	60.48	64.20	68.71	71.89
45	44.34	57.51	61.66	65.41	69.96	73.17
46	45.34	58.64	62.83	66.62	71.20	74.44
47	46.34	59.77	64.00	67.82	72.44	75.70
48	47.34	60.91	65.17	69.02	73.68	76.97
49	48.33	62.04	66.34	70.22	74.92	78.23
50	49.33	63.17	67.50	71.42	76.15	79.49
51	50.33	64.30	68.67	72.62	77.39	80.75
52	51.33	65.42	69.83	73.81	78.62	82.00
53	52.33	66.55	70.99	75.00	79.84	83.25
54	53.33	67.67	72.15	76.19	81.07	84.50
55	54.33	68.80	73.31	77.38	82.29	85.75
56	55.33	69.92	74.47	78.57	83.51	86.99
57	56.33	71.04	75.62	79.75	84.73	88.24
58	57.33	72.16	76.78	80.94	85.95	89.48
59	58.33	73.28	77.93	82.12	87.17	90.72
60	59.33	74.40	79.08	83.30	88.38	91.95
61	60.33	75.51	80.23	84.48	89.59	93.19
62	61.33	76.63	81.38	85.65	90.80	94.42
63	62.33	77.75	82.53	86.83	92.01	95.65
64	63.33	78.86	83.68	88.00	93.22	96.88
65	64.33	79.97	84.82	89.18	94.42	98.11
66	65.33	81.09	85.96	90.35	95.63	99.33
67	66.33	82.20	87.11	91.52	96.83	100.55
68	67.33	83.31	88.25	92.69	98.03	101.78
69	68.33	84.42	89.39	93.86	99.23	103.00
70	69.33	85.53	90.53	95.02	100.43	104.21
71	70.33	86.64	91.67	96.19	101.62	105.43
72	71.33	87.74	92.81	97.35	102.82	106.65
73	72.33	88.85	93.95	98.52	104.01	107.86
74	73.33	89.96	95.08	99.68	105.20	109.07
75	74.33	91.06	96.22	100.84	106.39	110.29
76	75.33	92.17	97.35	102.00	107.58	111.50
77	76.33	93.27	98.48	103.16	108.77	112.70
78	77.33	94.37	99.62	104.32	109.96	113.91
79	78.33	95.48	100.75	105.47	111.14	115.12
80	79.33	96.58	101.88	106.63	112.33	116.32

90% fraktiler i F -fordelingen.

f_1 er antal frihedsgrader for tælleren, f_2 er antal frihedsgrader for nævneren.

f_2	f_1										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	15
1	39.86	49.50	53.59	55.83	57.24	58.20	58.91	59.44	59.86	60.19	61.22
2	8.53	9.00	9.16	9.24	9.29	9.33	9.35	9.37	9.38	9.39	9.42
3	5.54	5.46	5.39	5.34	5.31	5.28	5.27	5.25	5.24	5.23	5.20
4	4.54	4.32	4.19	4.11	4.05	4.01	3.98	3.95	3.94	3.92	3.87
5	4.06	3.78	3.62	3.52	3.45	3.40	3.37	3.34	3.32	3.30	3.24
6	3.78	3.46	3.29	3.18	3.11	3.05	3.01	2.98	2.96	2.94	2.87
7	3.59	3.26	3.07	2.96	2.88	2.83	2.78	2.75	2.72	2.70	2.63
8	3.46	3.11	2.92	2.81	2.73	2.67	2.62	2.59	2.56	2.54	2.46
9	3.36	3.01	2.81	2.69	2.61	2.55	2.51	2.47	2.44	2.42	2.34
10	3.29	2.92	2.73	2.61	2.52	2.46	2.41	2.38	2.35	2.32	2.24
11	3.23	2.86	2.66	2.54	2.45	2.39	2.34	2.30	2.27	2.25	2.17
12	3.18	2.81	2.61	2.48	2.39	2.33	2.28	2.24	2.21	2.19	2.10
13	3.14	2.76	2.56	2.43	2.35	2.28	2.23	2.20	2.16	2.14	2.05
14	3.10	2.73	2.52	2.39	2.31	2.24	2.19	2.15	2.12	2.10	2.01
15	3.07	2.70	2.49	2.36	2.27	2.21	2.16	2.12	2.09	2.06	1.97
16	3.05	2.67	2.46	2.33	2.24	2.18	2.13	2.09	2.06	2.03	1.94
17	3.03	2.64	2.44	2.31	2.22	2.15	2.10	2.06	2.03	2.00	1.91
18	3.01	2.62	2.42	2.29	2.20	2.13	2.08	2.04	2.00	1.98	1.89
19	2.99	2.61	2.40	2.27	2.18	2.11	2.06	2.02	1.98	1.96	1.86
20	2.97	2.59	2.38	2.25	2.16	2.09	2.04	2.00	1.96	1.94	1.84
22	2.95	2.56	2.35	2.22	2.13	2.06	2.01	1.97	1.93	1.90	1.81
24	2.93	2.54	2.33	2.19	2.10	2.04	1.98	1.94	1.91	1.88	1.78
26	2.91	2.52	2.31	2.17	2.08	2.01	1.96	1.92	1.88	1.86	1.76
28	2.89	2.50	2.29	2.16	2.06	2.00	1.94	1.90	1.87	1.84	1.74
30	2.88	2.49	2.28	2.14	2.05	1.98	1.93	1.88	1.85	1.82	1.72
40	2.84	2.44	2.23	2.09	2.00	1.93	1.87	1.83	1.79	1.76	1.66
50	2.81	2.41	2.20	2.06	1.97	1.90	1.84	1.80	1.76	1.73	1.63
75	2.77	2.37	2.16	2.02	1.93	1.85	1.80	1.75	1.72	1.69	1.58
100	2.76	2.36	2.14	2.00	1.91	1.83	1.78	1.73	1.69	1.66	1.56
150	2.74	2.34	2.12	1.98	1.89	1.81	1.76	1.71	1.67	1.64	1.53
200	2.73	2.33	2.11	1.97	1.88	1.80	1.75	1.70	1.66	1.63	1.52
300	2.72	2.32	2.10	1.96	1.87	1.79	1.74	1.69	1.65	1.62	1.51
400	2.72	2.32	2.10	1.96	1.86	1.79	1.73	1.69	1.65	1.61	1.50
500	2.72	2.31	2.09	1.96	1.86	1.79	1.73	1.68	1.64	1.61	1.50

95% fraktiler i F -fordelingen.

f_1 er antal frihedsgrader for tælleren, f_2 er antal frihedsgrader for nævneren.

f_2	f_1										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	15
1	161.45	199.50	215.71	224.58	230.16	233.99	236.77	238.88	240.54	241.88	245.95
2	18.51	19.00	19.16	19.25	19.30	19.33	19.35	19.37	19.38	19.40	19.43
3	10.13	9.55	9.28	9.12	9.01	8.94	8.89	8.85	8.81	8.79	8.70
4	7.71	6.94	6.59	6.39	6.26	6.16	6.09	6.04	6.00	5.96	5.86
5	6.61	5.79	5.41	5.19	5.05	4.95	4.88	4.82	4.77	4.74	4.62
6	5.99	5.14	4.76	4.53	4.39	4.28	4.21	4.15	4.10	4.06	3.94
7	5.59	4.74	4.35	4.12	3.97	3.87	3.79	3.73	3.68	3.64	3.51
8	5.32	4.46	4.07	3.84	3.69	3.58	3.50	3.44	3.39	3.35	3.22
9	5.12	4.26	3.86	3.63	3.48	3.37	3.29	3.23	3.18	3.14	3.01
10	4.96	4.10	3.71	3.48	3.33	3.22	3.14	3.07	3.02	2.98	2.85
11	4.84	3.98	3.59	3.36	3.20	3.09	3.01	2.95	2.90	2.85	2.72
12	4.75	3.89	3.49	3.26	3.11	3.00	2.91	2.85	2.80	2.75	2.62
13	4.67	3.81	3.41	3.18	3.03	2.92	2.83	2.77	2.71	2.67	2.53
14	4.60	3.74	3.34	3.11	2.96	2.85	2.76	2.70	2.65	2.60	2.46
15	4.54	3.68	3.29	3.06	2.90	2.79	2.71	2.64	2.59	2.54	2.40
16	4.49	3.63	3.24	3.01	2.85	2.74	2.66	2.59	2.54	2.49	2.35
17	4.45	3.59	3.20	2.96	2.81	2.70	2.61	2.55	2.49	2.45	2.31
18	4.41	3.55	3.16	2.93	2.77	2.66	2.58	2.51	2.46	2.41	2.27
19	4.38	3.52	3.13	2.90	2.74	2.63	2.54	2.48	2.42	2.38	2.23
20	4.35	3.49	3.10	2.87	2.71	2.60	2.51	2.45	2.39	2.35	2.20
22	4.30	3.44	3.05	2.82	2.66	2.55	2.46	2.40	2.34	2.30	2.15
24	4.26	3.40	3.01	2.78	2.62	2.51	2.42	2.36	2.30	2.25	2.11
26	4.23	3.37	2.98	2.74	2.59	2.47	2.39	2.32	2.27	2.22	2.07
28	4.20	3.34	2.95	2.71	2.56	2.45	2.36	2.29	2.24	2.19	2.04
30	4.17	3.32	2.92	2.69	2.53	2.42	2.33	2.27	2.21	2.16	2.01
40	4.08	3.23	2.84	2.61	2.45	2.34	2.25	2.18	2.12	2.08	1.92
50	4.03	3.18	2.79	2.56	2.40	2.29	2.20	2.13	2.07	2.03	1.87
75	3.97	3.12	2.73	2.49	2.34	2.22	2.13	2.06	2.01	1.96	1.80
100	3.94	3.09	2.70	2.46	2.31	2.19	2.10	2.03	1.97	1.93	1.77
150	3.90	3.06	2.66	2.43	2.27	2.16	2.07	2.00	1.94	1.89	1.73
200	3.89	3.04	2.65	2.42	2.26	2.14	2.06	1.98	1.93	1.88	1.72
300	3.87	3.03	2.63	2.40	2.24	2.13	2.04	1.97	1.91	1.86	1.70
400	3.86	3.02	2.63	2.39	2.24	2.12	2.03	1.96	1.90	1.85	1.69
500	3.86	3.01	2.62	2.39	2.23	2.12	2.03	1.96	1.90	1.85	1.69

97.5% fraktiler i F -fordelingen.

f_1 er antal frihedsgrader for tælleren, f_2 er antal frihedsgrader for nævneren.

f_2	f_1										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	15
1	647.79	799.50	864.16	899.58	921.85	937.11	948.22	956.66	963.28	968.63	984.87
2	38.51	39.00	39.17	39.25	39.30	39.33	39.36	39.37	39.39	39.40	39.43
3	17.44	16.04	15.44	15.10	14.88	14.73	14.62	14.54	14.47	14.42	14.25
4	12.22	10.65	9.98	9.60	9.36	9.20	9.07	8.98	8.90	8.84	8.66
5	10.01	8.43	7.76	7.39	7.15	6.98	6.85	6.76	6.68	6.62	6.43
6	8.81	7.26	6.60	6.23	5.99	5.82	5.70	5.60	5.52	5.46	5.27
7	8.07	6.54	5.89	5.52	5.29	5.12	4.99	4.90	4.82	4.76	4.57
8	7.57	6.06	5.42	5.05	4.82	4.65	4.53	4.43	4.36	4.30	4.10
9	7.21	5.71	5.08	4.72	4.48	4.32	4.20	4.10	4.03	3.96	3.77
10	6.94	5.46	4.83	4.47	4.24	4.07	3.95	3.85	3.78	3.72	3.52
11	6.72	5.26	4.63	4.28	4.04	3.88	3.76	3.66	3.59	3.53	3.33
12	6.55	5.10	4.47	4.12	3.89	3.73	3.61	3.51	3.44	3.37	3.18
13	6.41	4.97	4.35	4.00	3.77	3.60	3.48	3.39	3.31	3.25	3.05
14	6.30	4.86	4.24	3.89	3.66	3.50	3.38	3.29	3.21	3.15	2.95
15	6.20	4.77	4.15	3.80	3.58	3.41	3.29	3.20	3.12	3.06	2.86
16	6.12	4.69	4.08	3.73	3.50	3.34	3.22	3.12	3.05	2.99	2.79
17	6.04	4.62	4.01	3.66	3.44	3.28	3.16	3.06	2.98	2.92	2.72
18	5.98	4.56	3.95	3.61	3.38	3.22	3.10	3.01	2.93	2.87	2.67
19	5.92	4.51	3.90	3.56	3.33	3.17	3.05	2.96	2.88	2.82	2.62
20	5.87	4.46	3.86	3.51	3.29	3.13	3.01	2.91	2.84	2.77	2.57
22	5.79	4.38	3.78	3.44	3.22	3.05	2.93	2.84	2.76	2.70	2.50
24	5.72	4.32	3.72	3.38	3.15	2.99	2.87	2.78	2.70	2.64	2.44
26	5.66	4.27	3.67	3.33	3.10	2.94	2.82	2.73	2.65	2.59	2.39
28	5.61	4.22	3.63	3.29	3.06	2.90	2.78	2.69	2.61	2.55	2.34
30	5.57	4.18	3.59	3.25	3.03	2.87	2.75	2.65	2.57	2.51	2.31
40	5.42	4.05	3.46	3.13	2.90	2.74	2.62	2.53	2.45	2.39	2.18
50	5.34	3.97	3.39	3.05	2.83	2.67	2.55	2.46	2.38	2.32	2.11
75	5.23	3.88	3.30	2.96	2.74	2.58	2.46	2.37	2.29	2.22	2.01
100	5.18	3.83	3.25	2.92	2.70	2.54	2.42	2.32	2.24	2.18	1.97
150	5.13	3.78	3.20	2.87	2.65	2.49	2.37	2.28	2.20	2.13	1.92
200	5.10	3.76	3.18	2.85	2.63	2.47	2.35	2.26	2.18	2.11	1.90
300	5.07	3.73	3.16	2.83	2.61	2.45	2.33	2.23	2.16	2.09	1.88
400	5.06	3.72	3.15	2.82	2.60	2.44	2.32	2.22	2.15	2.08	1.87
500	5.05	3.72	3.14	2.81	2.59	2.43	2.31	2.22	2.14	2.07	1.86

99% fraktiler i F -fordelingen.

f_1 er antal frihedsgrader for tælleren, f_2 er antal frihedsgrader for nævneren.

f_2	f_1										
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	15
1	4052.18	4999.50	5403.35	5624.58	5763.65	5858.99	5928.36	5981.07	6022.47	6055.85	6157.28
2	98.50	99.00	99.17	99.25	99.30	99.33	99.36	99.37	99.39	99.40	99.43
3	34.12	30.82	29.46	28.71	28.24	27.91	27.67	27.49	27.35	27.23	26.87
4	21.20	18.00	16.69	15.98	15.52	15.21	14.98	14.80	14.66	14.55	14.20
5	16.26	13.27	12.06	11.39	10.97	10.67	10.46	10.29	10.16	10.05	9.72
6	13.75	10.92	9.78	9.15	8.75	8.47	8.26	8.10	7.98	7.87	7.56
7	12.25	9.55	8.45	7.85	7.46	7.19	6.99	6.84	6.72	6.62	6.31
8	11.26	8.65	7.59	7.01	6.63	6.37	6.18	6.03	5.91	5.81	5.52
9	10.56	8.02	6.99	6.42	6.06	5.80	5.61	5.47	5.35	5.26	4.96
10	10.04	7.56	6.55	5.99	5.64	5.39	5.20	5.06	4.94	4.85	4.56
11	9.65	7.21	6.22	5.67	5.32	5.07	4.89	4.74	4.63	4.54	4.25
12	9.33	6.93	5.95	5.41	5.06	4.82	4.64	4.50	4.39	4.30	4.01
13	9.07	6.70	5.74	5.21	4.86	4.62	4.44	4.30	4.19	4.10	3.82
14	8.86	6.51	5.56	5.04	4.69	4.46	4.28	4.14	4.03	3.94	3.66
15	8.68	6.36	5.42	4.89	4.56	4.32	4.14	4.00	3.89	3.80	3.52
16	8.53	6.23	5.29	4.77	4.44	4.20	4.03	3.89	3.78	3.69	3.41
17	8.40	6.11	5.18	4.67	4.34	4.10	3.93	3.79	3.68	3.59	3.31
18	8.29	6.01	5.09	4.58	4.25	4.01	3.84	3.71	3.60	3.51	3.23
19	8.18	5.93	5.01	4.50	4.17	3.94	3.77	3.63	3.52	3.43	3.15
20	8.10	5.85	4.94	4.43	4.10	3.87	3.70	3.56	3.46	3.37	3.09
22	7.95	5.72	4.82	4.31	3.99	3.76	3.59	3.45	3.35	3.26	2.98
24	7.82	5.61	4.72	4.22	3.90	3.67	3.50	3.36	3.26	3.17	2.89
26	7.72	5.53	4.64	4.14	3.82	3.59	3.42	3.29	3.18	3.09	2.81
28	7.64	5.45	4.57	4.07	3.75	3.53	3.36	3.23	3.12	3.03	2.75
30	7.56	5.39	4.51	4.02	3.70	3.47	3.30	3.17	3.07	2.98	2.70
40	7.31	5.18	4.31	3.83	3.51	3.29	3.12	2.99	2.89	2.80	2.52
50	7.17	5.06	4.20	3.72	3.41	3.19	3.02	2.89	2.78	2.70	2.42
75	6.99	4.90	4.05	3.58	3.27	3.05	2.89	2.76	2.65	2.57	2.29
100	6.90	4.82	3.98	3.51	3.21	2.99	2.82	2.69	2.59	2.50	2.22
150	6.81	4.75	3.91	3.45	3.14	2.92	2.76	2.63	2.53	2.44	2.16
200	6.76	4.71	3.88	3.41	3.11	2.89	2.73	2.60	2.50	2.41	2.13
300	6.72	4.68	3.85	3.38	3.08	2.86	2.70	2.57	2.47	2.38	2.10
400	6.70	4.66	3.83	3.37	3.06	2.85	2.68	2.56	2.45	2.37	2.08
500	6.69	4.65	3.82	3.36	3.05	2.84	2.68	2.55	2.44	2.36	2.07

Fraktiler i t -fordelingen med f frihedsgrader							
Sandsynlighed i procent							
f	90	95	97.5	99	99.5	99.9	f
1	3.078	6.314	12.706	31.821	63.657	318.309	1
2	1.886	2.920	4.303	6.965	9.925	22.327	2
3	1.638	2.353	3.182	4.541	5.841	10.215	3
4	1.533	2.132	2.776	3.747	4.604	7.173	4
5	1.476	2.015	2.571	3.365	4.032	5.893	5
6	1.440	1.943	2.447	3.143	3.707	5.208	6
7	1.415	1.895	2.365	2.998	3.499	4.785	7
8	1.397	1.860	2.306	2.896	3.355	4.501	8
9	1.383	1.833	2.262	2.821	3.250	4.297	9
10	1.372	1.812	2.228	2.764	3.169	4.144	10
11	1.363	1.796	2.201	2.718	3.106	4.025	11
12	1.356	1.782	2.179	2.681	3.055	3.930	12
13	1.350	1.771	2.160	2.650	3.012	3.852	13
14	1.345	1.761	2.145	2.624	2.977	3.787	14
15	1.341	1.753	2.131	2.602	2.947	3.733	15
16	1.337	1.746	2.120	2.583	2.921	3.686	16
17	1.333	1.740	2.110	2.567	2.898	3.646	17
18	1.330	1.734	2.101	2.552	2.878	3.610	18
19	1.328	1.729	2.093	2.539	2.861	3.579	19
20	1.325	1.725	2.086	2.528	2.845	3.552	20
21	1.323	1.721	2.080	2.518	2.831	3.527	21
22	1.321	1.717	2.074	2.508	2.819	3.505	22
23	1.319	1.714	2.069	2.500	2.807	3.485	23
24	1.318	1.711	2.064	2.492	2.797	3.467	24
25	1.316	1.708	2.060	2.485	2.787	3.450	25
30	1.310	1.697	2.042	2.457	2.750	3.385	30
50	1.299	1.676	2.009	2.403	2.678	3.261	50
75	1.293	1.665	1.992	2.377	2.643	3.202	75
100	1.290	1.660	1.984	2.364	2.626	3.174	100
150	1.287	1.655	1.976	2.351	2.609	3.145	150
200	1.286	1.653	1.972	2.345	2.601	3.131	200
400	1.284	1.649	1.966	2.336	2.588	3.111	400

Stikord

Stikord skrevet med skrivemaskineskriften er navne på R-funktioner.

226
: 18, 225
<- 225
? 225

abline 71, 123, 153
afhængig variabel 103
afrundingsfejl 112
anova 123, 138, 150, 154, 175, 192
antalsparameter 11, 15, 196
aov 99
apply 176
as.character 153
as.factor 123

baggrundsvariabel 103, 131, 141
barplot 18, 175
bartlett.test 99
Bartletts test 97
beregningsnulpunkt 64
binom.test 33
binomialfordeling 9, 11, 15, 18, 141, 226
binomialformlen 15
binomialforsøg 9
binomialkoefficient 11, 12, 15, 17

c 225
cbind 18, 72, 152, 220
central estimator 27, 64
Central Grænseværdisætning 75
chisq.test 214
choose 17
colSums 191, 204

data 71, 86, 123
dbinom 18, 226
dchisq 226

determinationskoefficient 134
df 226
diag 72
dispersionstest 164, 174, 177
dnbinom 176, 226
dnorm 58, 71, 226
dosis-respons model 142
dpois 174, 226
dt 226

eksakt test 43, 48
elementarforsøg 9, 193
empirisk fordeling 19
ensidet test 68, 80
ensidet variansanalyse 89, 96, 98
estimat, generelt 23
estimation, generelt 23
estimationsligninger 132
estimator 27, 113

Φ 58, 70
 φ 58
 F -fordeling 226, 230
 F -test 96, 117
factor 99, 192
faktor 99
fisher.test 50
Fishers eksakte test 48
fittet værdi 105
forklarende variabel 103, 131
forklaret variabel 103
fraktil 32, 58, 60, 70, 227
fraktildiagram 69, 71
fraktiler 226
i F -fordelingen 226, 230
i t -fordelingen 226, 234

$i \chi^2$ -fordelingen 226, 228
 frihedsgrader 32, 42, 63, 65, 93, 203
 function 152, 176, 220, 221

 gammafordeling 172
 Gauß-fordeling Se normalfordeling
 generaliseret lineær model 183, 190
 glm 153, 175, 190, 191, 204, 214
 glm.nb 175, 176

 Hardy-Weinberg ligevægt 216
 help 225
 histogram 69, 71
 homogenitet mellem grupper 93
 hypergeometrisk fordeling 21, 48
 hypotese, generelt 27, 44

 ifelse 192, 221
 indikatorvariabel 9
 intensitet 159

 kontingenstabel 207
 korrelationskoefficient 134
 kvadratisk skalaparameter 57
 kvotientteststørrelse 28, 29, 41

 likelihoodfunktionen 25
 likelihoodmetoden 23
 lines 71, 153
 lineær regression 103
 lm 100, 123, 138
 log 225
 logaritmisk normalfordelt 73
 logistisk regression 141
 logit 143, 144
 ls 225

 maksimaliseringsestimat 26
 maksimaliseringsestimator 27
 matrix 18, 71, 176
 max 174
 mean 71, 174
 median 57
 middelfejl 27, 72, 112, 135, 136, 168
 min 174
 mindste kvadraters metode 108
 modelfunktionen 24
 modelkontrol 116, 147, 164

multinomialfordeling 193, 196, 207, 215
 multinomialkoefficient 195
 multipel lineær regression 131
 multiplikativ poissonmodel 179

 $\mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ 57
 negativ binomialfordeling 172, 226
 nlm 221
 normalfordeling 54, 226
 01-variabel 11, 16, 156

 Ockhams ragekniv 134
 odds 143
 optim 221
 ordnede observationer 69
 outlier 61

 pairs 138
 parameter, generelt 23
 Pascals trekant 13, 14
 pbinom 226
 pchisq 33, 50, 153, 174, 191, 204, 214, 226
 Pearsons X^2 50, 52, 214
 pf 226
 pindediagram 18, 20
 plot 58, 123, 152, 153
 pmax 176
 pmin 176
 pnbinom 226
 pnorm 58, 226
 poissonfordeling 155, 159, 226
 polynomial... Se multinomial...
 positionsparameter 53, 57
 ppois 226
 probit 58, 71
 prop.test 49
 præcision (i fordeling) 57
 pt 226

 q 225
 qbinom 226
 qchisq 33, 226
 qf 226
 qnbinom 226
 qnorm 226
 qpois 226
 qqnorm 71

qt 226

 R 225
 R² 134
 Raunkiær-cirklinger 161, 178
 rbind 175, 204
 rbinom 18, 226
 rchisq 226
 read.table 99, 123, 152, 175, 191, 204, 214
 regression 103
 logistisk 141
 multipel lineær 131
 simpel lineær 105
 regressionskoefficient 106
 rep 174, 175
 require 71, 123, 214
 residual 78, 105, 110, 133
 responsvariabel 103
 rf 226
 rnbinom 226
 rnorm 71, 226
 round 18, 72, 174, 204
 rowMeans 71
 rowSums 18, 191, 204
 rpois 176, 226
 rt 226
 rækkevirkning 209

 sammensat hypotese 45
 sandsynlighedsfunktion 10
 sandsynlighedspapir 71
 sandsynlighedsparemeter 11, 15, 196
 sandsynlighedssimplex 196, 197, 217
 sandsynlighedstæthed 56
 scatterplot 124, 137, 138
 sd 71
 seq 58, 71, 153
 signifikans 30
 signifikant forskel 28
 signifikant teststørrelse 30
 simpel hypotese 44
 simpel lineær regression 103
 simultan sandsynlighedsfunktion 10
 standardafvigelse 17
 standardnormalfordelingen 58
 statistisk hypotese Se hypotese
 stikprøve 61

stokastisk uafhængighed 10
 stokastisk variabel 10
 Students t 67, 80
 sum 191, 204, 225
 summary 99, 123, 153, 154
 systematisk variation 77, 91, 106
 søjlevirkning 209

 t -fordeling 226, 234
 t -test
 enstikprøveproblem 67, 71
 lineær regression 121, 122
 multipel regression 135
 tostikprøveproblemer 80, 85
 t.test 71, 86
 test, generelt 28
 testsandsynlighed 30, 68, 96
 tilfældig variation 77, 91, 106
 tosidet test 68, 80
 trinomialfordeling 199, 215
 truehist 71

 uafhængig variabel 103
 uafhængighed i kontingenstabel 208
 update 123, 138, 154, 175, 192

 var 72, 174
 var.test 86
 varians 16
 variansanalyse 96
 ensidet 89, 96, 98
 variansanalysekema 96, 120
 varianshomogenitet 76, 97
 variation
 inden for grupper 95, 117, 118
 mellem grupper 95, 118
 omkring regressionslinjen 117, 118
 omkring totalgennemsnittet 95
 regressionslinjens 118
 total 118
 vekselvirkning 209

 X^2 50, 52
 χ^2 -approximation 32, 42, 169, 203, 212
 χ^2 -fordeling 32, 226, 228
 xtabs 191, 204, 214