

# UNIVERSITETET I OSLO

Det matematisk-naturvitenskapelige fakultet

- Eksamen i: STK1120 — Fasit  
Eksamensdag: Tirsdag 2. juni 2009.  
Tid for eksamen: 14.30 – 17.30.  
Oppgavesettet er på 4 sider.  
Vedlegg: Tabeller over normal-, t-, F- og  $\chi^2$ -fordelingene.  
Tillatte hjelpemidler: Godkjent kalkulator og formelsamling for STK1100/STK1110 og for STK1120.

Kontroller at oppgavesettet er komplett før du begynner å besvare spørsmålene.

## Oppgave 1.

- (a)  $Y_i =$  antall jenter i familie  $i$  er  $\text{bin}(12, \theta)$  blir  $\pi_y = P(Y_i = y; \theta) = \binom{12}{y} \theta^y (1 - \theta)^{12-y}$  og forventet antall familier med  $y$  jenter blir  $6125\pi_y$ .  
Vi har at totalt antall jenter i de 6125 familiene er lik  $(\sum_{y=0}^{12} y O_y)$  og det er ialt  $12 \cdot 6125$  barn. Under antagelsen er  $\sum_{i=1}^{6125} Y_i \sim \text{bin}(12 \cdot 6125, \theta)$  og MLE for  $\theta$  er andelen jenter.
- (b) Pearson-kjivadrat er tilnærmet kji-kvadrat fordelt med  $(13-1)-1 = 11$  frihetsgrader under  $H_0$ . 13-1 er antall parametre under den fulle modellen, mens det bare er en parameter ( $\theta$ ) under  $H_0$ .  
Med  $X^2 = 107.9$  har vi soleklar forkastning av nullhypotesen, 99.5% persentilen i  $\chi_{11}^2$  er lik 26.76.
- (c) Vi ser at  $E$ -ene under den beta-binomiske modellen generelt er nærmere de observerte verdiene ( $O$ -ene) enn  $E$ -ene under den binomiske modellen. Tilsvarende blir  $(O - E)^2/E$ -ene mindre.  
Her får Pearson  $X^2$  10 frihetsgrader under nullhypotesen siden nullhypotesemodellen har to parametre.

(Fortsettes side 2.)

Med  $X^2 = 13.32$  kan vi ikke forkaste, siden  $X^2 < 15.99 = 90$  persentilen i  $\chi_{10}^2$ , dvs. p-verdien  $> 0.10$ . Dataene er altså i samsvar med denne modellen.

## Oppgave 2.

- (a) Vi har at  $(O_0, O_1, \dots, O_{12})$  er multinomisk fordelt, dermed blir punkt-sannsynlighetene proporsjonale (avhenger ikke av parametrene) med  $\prod_{y=0}^{12} \pi_y^{o_y}$  der  $o_y$  er mulige observerte verdier av  $O_y$ -ene, Under modellen er  $\pi_y = \pi_y(\alpha, \beta)$

Scorefunksjonen er definert som

$$s(\alpha, \beta) = \begin{bmatrix} \frac{\partial \log(L(\alpha, \beta))}{\partial \alpha} \\ \frac{\partial \log(L(\alpha, \beta))}{\partial \beta} \end{bmatrix}$$

der  $\log(L(\alpha, \beta)) = \sum_{y=0}^{12} O_y [\log(\binom{n}{y}) + \log(\Gamma(\alpha + \beta)) + \log(\Gamma(\alpha + y)) + \log(\Gamma(\beta + 12 - y)) - \log(\Gamma(\alpha + \beta + n) - \log(\Gamma(\alpha)) - \log(\Gamma(\beta)))]$ . Kun ledd 3 og 4 i denne summen avhenger av både  $y$  og parametrene. De øvrige summerer seg  $6125 = \sum_{y=0}^{12} O_y$  ganger dette opprinnelige leddet. Dessuten har vi  $\frac{\partial \log(\Gamma(\alpha))}{\partial \alpha} = \frac{\Gamma'(\alpha)}{\Gamma(\alpha)}$ . Derav følger score-funksjonen.

Den observerte informasjonsmatrisen blir

$$\bar{J}(\alpha, \beta) = - \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 \log(L(\alpha, \beta))}{\partial \alpha^2} & \frac{\partial^2 \log(L(\alpha, \beta))}{\partial \alpha \partial \beta} \\ \frac{\partial^2 \log(L(\alpha, \beta))}{\partial \alpha \partial \beta} & \frac{\partial^2 \log(L(\alpha, \beta))}{\partial \beta^2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} J_{11} & J_{12} \\ J_{12} & J_{22} \end{bmatrix}$$

der med  $\Psi(\alpha) = \frac{\partial^2 \log(\Gamma(\alpha))}{\partial \alpha^2}$ :

$$J_{11} = 6125[\Psi(\alpha) + \Psi(\alpha + \beta + 12) - \Psi(\alpha + \beta)] - \sum_{y=0}^{12} O_y \Psi(\alpha + y)$$

$$J_{12} = 6125[\Psi(\alpha + \beta + 12) - \Psi(\alpha + \beta)] \text{ og}$$

$$J_{22} = 6125[\Psi(\beta) + \Psi(\alpha + \beta + 12) - \Psi(\alpha + \beta)] - \sum_{y=0}^{12} O_y \Psi(\beta + 12 + y)$$

- (b) MLE gis ved  $s(\hat{\alpha}, \hat{\beta}) = 0$ . Dette er to ikke-lineære ligninger som må løses numerisk. Her er det mest aktuelt å benytte Newton-Raphson algoritmen:

$$(\alpha^{ny}, \beta^{ny})' = (\alpha^g, \beta^g)' + \bar{J}(\alpha^g, \beta^g)^{-1} s(\alpha^g, \beta^g)$$

siden den forventede informasjonsmatrisen neppe kan uttrykkes enkelt.

(Fortsettes side 3.)

Vi har ved large sample egenskapene til maximum likelihood-estimatorer at tilnærmet er  $\hat{\alpha} \sim N(\alpha, 15.43)$ . Dermed blir et tilnærmet 95% konfidensintervall for  $\alpha$  gitt ved  $\hat{\alpha} \pm 1.96\sqrt{15.43} = 31.88 \pm 1.96 * 3.92 = (24.18, 39.58)$

(c) Vi finner

(a) Avvik mellom gj.snittelig bootstrap-estimat og opprinnelig estimat  $< 0.4$  som er ca. ett tiendels standardfeil, dvs. ikke betydelig skjevhet

(b) Standardfeil ved asymptotikk  $\sqrt{15.43} = 3.92$  avviker ikke mye fra standardavvik for bootstrapestimatene (4.14), men er likevel litt mindre

(c) Persentil-intervallet blir (25.20,41.18) som er nokså likt det asymptotiske begrunnede intervallet, riktignok litt lenger. Standard bootstrap intervallet (som tar hensyn til evt. skjevestimering) blir tilsvarende

$$2 * 31.88 - (41.18, 25.20) = (22.58, 38.56)$$

(d) Histogrammene er ikke perfekt normalfordelt, men det ser ut som den tunge halen i bootstrap-fordelingen bare utgjør en drøy prosent av alle bootstrap-verdiene.

(e)  $\hat{\alpha}$  og  $\hat{\beta}$  er sterkt korrelerte og resultatene for  $\hat{\beta}$  blir tilsvarende

Inferens basert på MLE's asymptotiske egenskaper ser altså ut til å fungere akseptabelt. Dette er egentlig ikke så overraskende siden data-materialet består av over 6000 observasjoner.

### Oppgave 3.

(a)  $\Omega = \{(\mu_1, \dots, \mu_I, \sigma^2) : \mu_i \in \mathfrak{R}, \sigma^2 \in \mathfrak{R}^+\}$  har dimensjon  $I + 1$

$\omega_0 = \{(\mu, \dots, \mu, \sigma^2) : \mu \in \mathfrak{R}, \sigma^2 \in \mathfrak{R}^+\}$  har dimensjon 2

Dermed sier den generelle teorien for GLRT at  $-2 \log(\Lambda)$  under nullhypotesen er tilnærmet  $\chi^2$  med antall frihetsgrader lik  $(I + 1) - 2 = I - 1$ .

(b) Under  $H_0$  er eksakt  $F \sim F_{I-1, I(J-1)}$ , dvs. Fisherfordelt med  $I - 1$  og  $I(J - 1)$  frihetsgrader.

Vi kan skrive  $F_{I-1, I(J-1)} = \frac{\chi_{I-1}^2 / (I-1)}{\chi_{I(J-1)}^2 / (I(J-1))}$  og  $\text{Var}(\chi_{I(J-1)}^2 / (I(J-1))) = 2 / (I(J - 1))$  som går mot null når  $J$  går mot uendelig. Dermed vil  $\chi_{I(J-1)}^2 / (I(J - 1)) \approx 1$  som er dens forventning. Dermed får vi

$$(I - 1)F_{I-1, I(J-1)} \approx \chi_{I-1}^2 \text{ når } J \text{ er stor.}$$

Vi har altså at  $(I - 1)F$  og  $-2 \log(\Lambda)$  har samme tilnærmede fordeling med mange replikasjoner  $J$ .

(Fortsettes side 4.)

(c) Maksimal log-likelihood i den fulle modellen er lik

$$\begin{aligned} l(\bar{Y}_{1\bullet}, \dots, \bar{Y}_{I\bullet}, SS_W/n) &= -\frac{n}{2} \log(2\pi SS_W/n) - \frac{\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J (Y_{ij} - Y_{i\bullet})^2}{2SS_W/n} \\ &= -\frac{n}{2} \log(2\pi \frac{SS_W}{n}) - \frac{n}{2} \end{aligned}$$

Tilsvarende under  $H_0$  blir maksimal loglikelihood

$$\begin{aligned} l(\bar{Y}_{\bullet\bullet}, \dots, \bar{Y}_{\bullet\bullet}, SS_{TOT}/n) &= -\frac{n}{2} \log(2\pi SS_{TOT}/n) - \frac{\sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J (Y_{ij} - Y_{\bullet\bullet})^2}{2SS_{TOT}/n} \\ &= -\frac{n}{2} \log(2\pi \frac{SS_{TOT}}{n}) - \frac{n}{2} \end{aligned}$$

Dermed, siden  $SS_{TOT} = SS_B + SS_W$ , blir

$$\begin{aligned} -2 \log(\Lambda) &= -2[l(\bar{Y}_{\bullet\bullet}, \dots, \bar{Y}_{\bullet\bullet}, SS_{TOT}/n) - l(\bar{Y}_{1\bullet}, \dots, \bar{Y}_{I\bullet}, SS_W/n)] \\ &= n \log(SS_{TOT}/SS_W) = n \log(1 + \frac{(I-1)}{I(J-1)} F). \end{aligned}$$

Det er en 1-1 sammenheng mellom  $\Lambda$  og  $F$  slik at en stor  $F$  tilsvarer en liten  $\Lambda$ . Vi forkaster nullhypotesen når  $F$  er stor og ekvivalent når  $\Lambda$  er liten, testene er altså ekvivalente.

(d) Ved 1. orden Taylor er  $\log(1 + \epsilon) \approx \epsilon$  når  $\epsilon$  er liten. Dermed fås for stor  $J$  at  $-2 \log(\Lambda) \approx n \frac{(I-1)}{I(J-1)} F = \frac{IJ}{I(J-1)} (I-1) F \approx (I-1) F$  siden  $n = IJ$  og  $\frac{IJ}{I(J-1)} \approx 1$ . Men dette samsvarer med punkt (b) hvor det ble argumentert for at  $-2 \log(\Lambda)$  og  $(I-1)F$  har samme tilnærmede fordeling.

SLUTT