

## 8 Ověřování normality, parametrické úlohy o jednom náhodném výběru z normálního rozložení

### 8.1 Grafické ověřování normality

$X_1, \dots, X_n$  je náhodný výběr, o němž se domníváme, že pochází z normálního rozložení. Tuto domněnku můžeme vizuálně ověřit pomocí následujících grafů:

- kvantil-kvantilový graf (dvojice  $(u_{\alpha_j}, x_{(j)})$  leží v těsné blízkosti přímky),
- histogram (jeho tvar se blíží Gaussově křivce).

Výhody grafického přístupu: Nelineární trend v kvantil-kvantilovém grafu může upozornit na vhodnost jiného než normálního rozložení. V grafech jsou dobré patrná vybočující pozorování.

#### Příklad 8.1. Řešený příklad

Načtěte datový soubor 01-one-sample-mean-skull-mf.txt. Pro největší délku mozkovny (skull.L) mužů starověké egyptské populace proveděte grafické ověření normality (a) histogramem superponovaným křivkou jádrového odhadu hustoty a Gaussovou křivkou; (b) kvantil-kvantilovým grafem.

#### Řešení příkladu 8.1

Histogram vykreslíme pomocí funkce `hist()`, kde v souladu se Sturgesovým pravidlem (viz kapitola XXX) rozdělíme naměřené hodnoty do devíti třídicích intervalů s hranicemi 164, 168, ..., 198 mm. Jádrový odhad hustoty vypočítáme z dat pomocí funkce `density()`. Hustotu normálního (Gaussova) rozložení vypočítáme pomocí funkce `dnorm()`.

```
1 data <- read.delim('01-one-sample-mean-skull-mf.txt')
2 skull.LM <- na.omit(data[data$sex == 'm', 'skull.L'])
3 b <- seq(from = 164, to = 200, by = 4)
4 centr <- seq(from = 166, to = 198, by = 4)
5 hist(skull.LM, prob = T, breaks = b, ylim = c(0, 0.08), las = 1, col = 'khaki1',
6       density = 60, border = 'orange4', xlab = '', ylab = 'relativni cetnost', main = '')
7 box(bty = 'o')
8 axis(1, centr)
9 axis(2, las = 1)
10 lines(density(skull.LM), col = 'orange4', lwd = 2)
11 xfit <- seq(from = 150, to = 210, length = 512)
12 yfit <- dnorm(xfit, mean(skull.LM), sd(skull.LM))
13 lines(xfit, yfit, col = 'red', lwd = 2, lty = 2)
14 mtext('nejvetsi delka mozkovny (v mm)', side = 1, line = 2.3)
15 legend('topright', lwd = c(2, 2), lty = c(2, 1), col = c('red', 'orange4'),
16        legend = c('Gaussova krvka', 'jadrovy odhad'), bty = 'n')
```

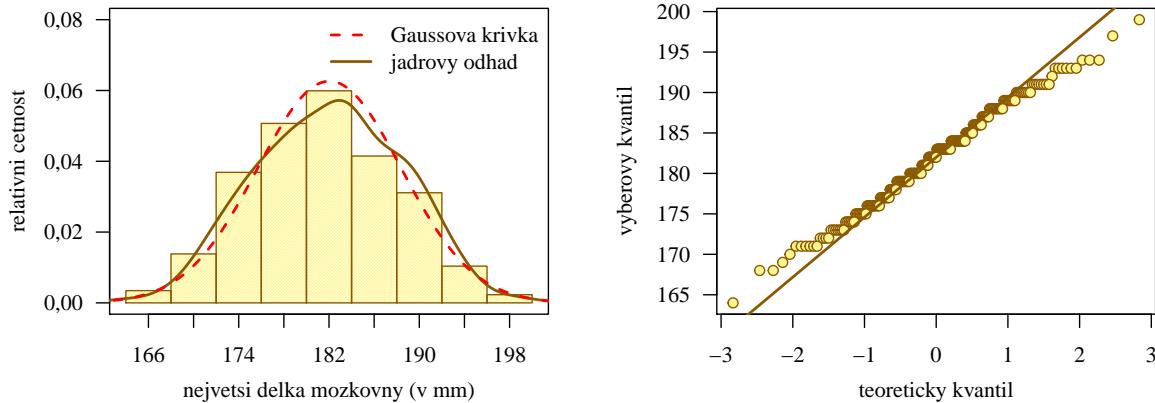
Kvantil-kvantilový graf vykreslíme pomocí funkce `qqnorm()`, referenční přímku pomocí funkce `qqline()`. Histogram i kvantil-kvantilový graf jsou zobrazeny na obrázku 8.1.

```
17 qqnorm(skull.LM, pch = 21, col = 'orange4', bg = 'khaki1',
18          main = '', xlab = '', ylab = 'vyberovy kvantil', las = 1)
19 qqline(skull.LM, col = 'orange4', lwd = 2)
20 mtext('teoreticky kvantil', side = 1, line = 2.3)
```

Křivka jádrového odhadu hustoty je svým tvarem a polohou blízká Gaussově křivce. Body v kvantil-kvantilovém grafu se realizují poblíž referenční přímky. Na základě grafické vizualizace předpokládáme, že náhodný výběr 217 největších délek mozkovny u mužů starověké egyptské populace pochází z normálního rozložení. ★

#### Příklad 8.2. Řešený příklad

Načtěte datový soubor 19-more-samples-correlations-skull.txt. Pro šířku nosu (nose.B) mužů peruánské populace proveděte grafické ověření normality (a) histogramem superponovaným křivkou jádrového odhadu hustoty a Gaussovou



Obrázek 8.1: (a) Histogram; (b) kvantil-kvantilový graf největší délky mozkovny mužů starověké egyptské populace

křívkou; (b) kvantil-kvantilovým grafem.

### Řešení příkladu 8.2

Histogram vykreslíme pomocí funkce `hist()`, kde naměřené hodnoty rozdělíme do sedmi třídicích intervalů s hranicemi 19, 20, ..., 26 mm. Jádrový odhad hustoty vypočítáme z dat pomocí funkce `density()`. Hustotu Gaussova rozložení vypočítáme pomocí funkce `dnorm()`.

```

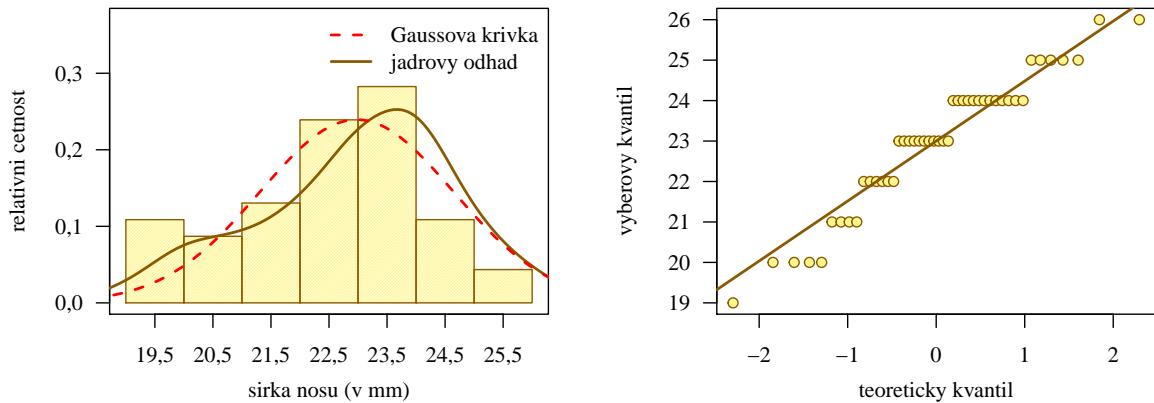
21 data <- read.delim('19-more-samples-correlations-skull.txt')
22 nose.BP <- na.omit(data[data$pop == 'per', 'nose.B'])
23 b <- seq(from = 19, to = 26, by = 1)
24 centr <- seq(from = 19.5, 25.5, by = 1)
25 hist(nose.BP, prob = T, breaks = b, ylim = c(0, 0.37), axes = F, col = 'khaki1',
26       density = 60, border = 'orange4', xlab = '', ylab = 'relativni cetnost', main = '')
27 box(bty = 'o')
28 axis(1, centr)
29 axis(2, las = 1)
30 lines(density(nose.BP), col = 'orange4', lwd = 2)
31 xfit <- seq(from = 0, to = 40, length = 512)
32 yfit <- dnorm(xfit, mean(nose.BP), sd(nose.BP))
33 lines(xfit, yfit, col = 'red', lwd = 2, lty = 2)
34 mtext('sirka nosu (v mm)', side = 1, line = 2.3)
35 legend('topright', lwd = c(2, 2), lty = c(2, 1), col = c('red', 'orange4'),
36        legend = c('Gaussova krivka', 'jadrovy odhad'), bty = 'n')
```

Kvantil-kvantilový graf vykreslíme pomocí funkce `qqnorm()`, referenční přímku pomocí funkce `qqline()`. Histogram i kvantil-kvantilový graf jsou zobrazeny na obrázku 8.2.

```

37 qqnorm(nose.BP, las = 1, pch = 21, col = 'orange4', bg = 'khaki1',
38         xlab = '', ylab = 'vyberovy kvantil', main = '')
39 qqline(nose.BP, col = 'orange4', lwd = 2)
40 mtext('teoreticky kvantil', side = 1, line = 2.3)
```

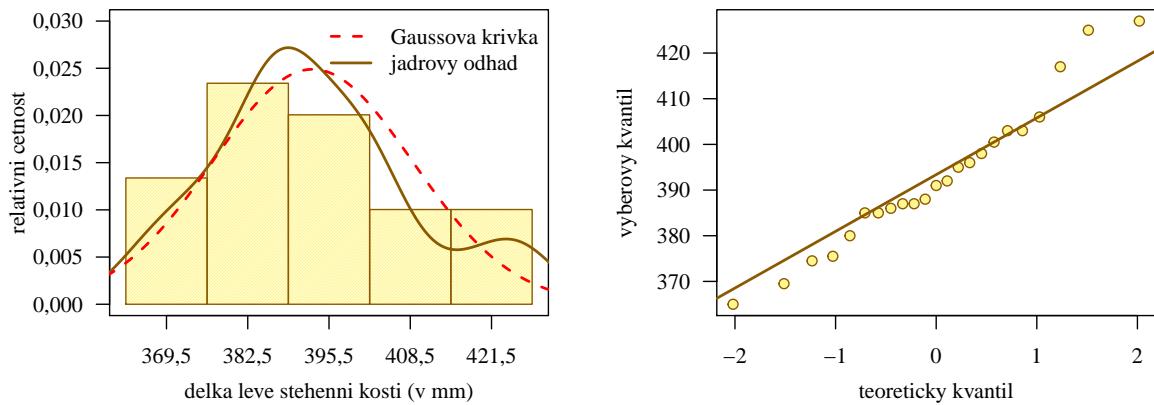
Křivka jádrového odhadu hustoty se tvarem odlišuje od Gaussovy křivky. Body v kvantil-kvantilovém grafu se v pravém dolním rohu vzdalují od referenční přímky. Vzhledem k vyššímu rozsahu náhodného výběru ( $n = 46$ ) by podobnost křivky jádrového dohadu hustoty a Gaussovy křivky měla být vyšší a příchylnost bodů k referenční přímce v kvantil-kvantilovém grafu by měla být těsnější. Na základě grafické vizualizace předpokládáme, že náhodný výběr šírek nosu mužů peruańské populace nepochází z normálního rozložení. ★



Obrázek 8.2: (a) Histogram; (b) kvantil-kvantilový graf šírky nosu pro muže peruánské populace

### Příklad 8.3. Neřešený příklad

Načtěte datový soubor 31-goldman-alaska.csv. Pro délku stehenní kosti z levé strany (femur.L) žen aljašské populace z kmene Tigara proveděte grafické ověření normality (a) histogramem superponovaným křivkou jádrového odhadu hustoty a Gaussovou křivkou; (b) kvantil-kvantilovým grafem.



Obrázek 8.3: (a) Histogram; (b) kvantil-kvantilový graf délky stehenní kosti z levé strany žen aljašské populace z kmene Tigara

**Výsledky:** Histogram a kvantil-kvantilový graf viz obrázek 8.3. Na základě grafické vizualizace předpokládáme, že náhodný výběr 23 délek stehenních kostí z levé strany u žen aljašské populace z kmene Tigara pochází z normálního rozložení. ★

## 8.2 Testy normality

Na hladině významnosti  $\alpha$  testujeme hypotézu, která tvrdí, že náhodný výběr  $X_1, \dots, X_n$  pochází z normálního rozložení s parametry  $\mu$  a  $\sigma^2$ . Existuje řada testů normality, zde si uvedeme tři. Tyto testy nevyžadují specifikaci parametrů  $\mu$  a  $\sigma^2$ :

- Lillieforsův test (je založen na porovnání teoretické a empirické distribuční funkce; pro svou dobrou vypořádací schopnost je pro výběry rozsahu  $n \geq 100$  předepisován normou ČSN 01 0225 – Aplikovaná statistika. Testy shody empirického rozdělení s teoretickým.),

- Shapirův-Wilkův test (je založen na zjištění, zda body v kvantil-kvantilovém grafu jsou významně odlišné od regresní přímky proložené těmito body; funkce v je určena pro výběry rozsahu  $n = 3$  až  $n = 5000$ ; Pro  $n \leq 50$  je předepisován i normou ČSN 01 0225 – Aplikovaná statistika. Testy shody empirického rozdělení s teoretickým.),
- Andersonův-Darlingův test (je založen na analýze empirické distribuční funkce testovaného výběru; pro výběry rozsahu  $n \geq 50$  je předepisován normou ČSN 01 0225 – Aplikovaná statistika. Testy shody empirického rozdělení s teoretickým.).

**Upozornění:** V praxi se doporučuje využívat kombinaci grafického přístupu a testů normality.

#### Příklad 8.4. Řešený příklad

Načtěte datový soubor 01-one-sample-mean-skull-mf.txt. Pro největší délku mozkovny (skull.L) mužů starověké egyptské populace proveděte ověření normality na základě (a) Shapirova-Wilkova testu; (b) Lillieforsova testu; (c) Andersonova-Darlingova testu. Hladinu významnosti  $\alpha$  zvolte 0,05.

#### Řešení příkladu 8.4

Na hladině významnosti  $\alpha = 0,05$  testujeme  $H_0$ : *Data pochází z normálního rozložení*. oproti  $H_1$ : *Data nepochází z normálního rozložení*. Shapirův-Wilkův test provedeme pomocí funkce `shapiro.test()`, Lillieforsův test pomocí funkce `lillie.test()` z knihovny `nortest` a Andersonův-Darlingův test pomocí funkce `ad.test()` z knihovny `nortest`.

```
41 data <- read.delim('01-one-sample-mean-skull-mf.txt')
42 skull.LM <- na.omit(data[data$sex == 'm', 'skull.L'])
43 shapiro.test(skull.LM)
```

```
Shapiro-Wilk normality test
data: skull.LM
W = 0,99229, p-value = 0,3129
```

44  
45  
46  
47  
48

Protože  $p$ -hodnota = 0,3129 je větší než  $\alpha = 0,05$ ,  $H_0$  nezamítáme na hladině významnosti  $\alpha = 0,05$ .

```
49 nortest::lillie.test(skull.LM)
```

```
Lilliefors (Kolmogorov-Smirnov) normality test
data: skull.LM
D = 0,057783, p-value = 0,07545
```

50  
51  
52  
53  
54

Protože  $p$ -hodnota = 0,0755 je větší než  $\alpha = 0,05$ ,  $H_0$  nezamítáme na hladině významnosti  $\alpha = 0,05$ .

```
55 nortest::ad.test(skull.LM)
```

```
Anderson-Darling normality test
data: skull.LM
A = 0,58504, p-value = 0,1262
```

56  
57  
58  
59  
60

Protože  $p$ -hodnota = 0,1262 je větší než  $\alpha = 0,05$ ,  $H_0$  nezamítáme na hladině významnosti  $\alpha = 0,05$ . Náhodný výběr největších délek mozkovny mužů starověké egyptské populace pochází z normálního rozložení. ★

#### Příklad 8.5. Neřešený příklad

Načtěte datový soubor 19-more-samples-correlations-skull.txt. Pro šířku nosu (nose.B) mužů peruánské populace proveděte ověření normality na základě (a) Shapirova-Wilkova testu; (b) Lillieforsova testu; (c) Andersonova-Darlingova testu. Hladinu významnosti  $\alpha$  zvolte 0,05.

**Výsledky:** (a) Shapirův-Wilkův test:  $p$ -hodnota = 0,0233; (b) Lillieforsův test:  $p$ -hodnota = 0,0008; (c) Andersonův-Darlingův test:  $p$ -hodnota = 0,0043. Náhodný výběr šířek nosu mužů peruánské populace nepochází z normálního rozložení ( $\alpha = 0,05$ ). ★

### 8.3 Intervaly spolehlivosti pro parametry $\mu$ a $\sigma^2$ normálního rozložení

$X_1, \dots, X_n$  je náhodný výběr z rozložení  $N(\mu, \sigma^2)$ ,  $n \geq 2$ . Označme  $M$  výběrový průměr a  $S^2$  výběrový rozptyl tohoto výběru. Při konstrukci intervalů spolehlivosti pro parametry  $\mu$  a  $\sigma^2$  vycházíme z těchto pivotových statistik:

- $U = \frac{M-\mu}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}} \sim N(0, 1)$  ... slouží k řešení úloh o  $\mu$ , když  $\sigma^2$  známe (tato situace se v praxi vyskytuje málo, nebudeme se jí dále zabývat),
- $T = \frac{M-\mu}{\frac{S}{\sqrt{n}}} \sim t(n-1)$  ... slouží k řešení úloh o  $\mu$ , když  $\sigma^2$  neznáme,
- $K = \frac{(n-1)S^2}{\sigma^2} \sim \chi^2(n-1)$  ... slouží k řešení úloh o  $\sigma^2$ , když  $\mu$  neznáme,
- $\frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \mu)^2}{\sigma^2} \sim \chi^2(n)$  ... slouží k řešení úloh o  $\sigma^2$ , když  $\mu$  známe (tato situace se v praxi vyskytuje málo, nebudeme se jí dále zabývat).

Interval spolehlivosti pro  $\mu$ , když  $\sigma^2$  známe (využití pivotové statistiky  $U$ ):

- oboustranný:

$$(d; h) = \left( m - \frac{\sigma}{\sqrt{n}} u_{1-\alpha/2}; m + \frac{\sigma}{\sqrt{n}} u_{1-\alpha/2} \right), \quad (8.1)$$

- levostranný:

$$(d; \infty) = \left( m - \frac{\sigma}{\sqrt{n}} u_{1-\alpha}; \infty \right), \quad (8.2)$$

- pravostranný:

$$(-\infty; h) = \left( -\infty; m + \frac{\sigma}{\sqrt{n}} u_{1-\alpha} \right). \quad (8.3)$$

Interval spolehlivosti pro  $\mu$ , když  $\sigma^2$  neznáme (využití pivotové statistiky  $T$ ):

- oboustranný:

$$(d; h) = \left( m - \frac{s}{\sqrt{n}} t_{1-\alpha/2}(n-1); m + \frac{s}{\sqrt{n}} t_{1-\alpha/2}(n-1) \right), \quad (8.4)$$

- levostranný:

$$(d; \infty) = \left( m - \frac{s}{\sqrt{n}} t_{1-\alpha}(n-1); \infty \right), \quad (8.5)$$

- pravostranný:

$$(-\infty; h) = \left( -\infty; m + \frac{s}{\sqrt{n}} t_{1-\alpha}(n-1) \right). \quad (8.6)$$

Interval spolehlivosti pro  $\sigma^2$ , když  $\mu$  neznáme (využití pivotové statistiky  $K$ ):

- oboustranný:

$$(d; h) = \left( \frac{(n-1)s^2}{\chi_{1-\alpha/2}^2(n-1)}; \frac{(n-1)s^2}{\chi_{\alpha/2}^2(n-1)} \right), \quad (8.7)$$

- levostranný:

$$(d; \infty) = \left( \frac{(n-1)s^2}{\chi_{1-\alpha}^2(n-1)}; \infty \right), \quad (8.8)$$

- pravostranný:

$$(0; h) = \left( 0; \frac{(n-1)s^2}{\chi_{\alpha}^2(n-1)} \right). \quad (8.9)$$

**Upozornění:** Interval spolehlivosti pro  $\sigma$  získáme tak, že meze intervalu spolehlivosti pro  $\sigma^2$  odmocníme.

### Příklad 8.6. Řešený příklad

Načtěte datový soubor 11-two-samples-means-skull.txt. Za předpokladu, že výška lebky žen (skull.H) starověké egyptské populace pochází z normálního rozložení s parametry  $\mu$  a  $\sigma^2$ , sestrojte (a) 95% oboustranný interval spolehlivosti pro parametr  $\mu$ ; (b) 99% levostranný interval spolehlivosti pro parametr  $\sigma^2$ ; (c) 90% pravostranný interval spolehlivosti pro parametr  $\sigma$ .

### Řešení příkladu 8.6

Nejprve je třeba ověřit normální rozložení náhodného výběru výšek lebky žen. Na hladině významnosti  $\alpha = 0,05$  testujeme  $H_0$ : *Data pochází z normálního rozložení*. oproti  $H_1$ : *Data nepochází z normálního rozložení*. K otestování předpokladu normality použijeme vzhledem k rozsahu náhodného výběru ( $n = 107$ ) Lillieforsův test.

```
61 data <- read.delim('11-two-samples-means-skull.txt')
62 skull.HF <- as.numeric(na.omit(data[data$sex == 'f', 'skull.H']))
63 nortest::lillie.test(skull.HF)$p.val # 0,09888442
```

Na hladině významnosti  $\alpha = 0,05$  nelze zamítnout hypotézu, že náhodný výběr výšek lebky žen starověké egyptské populace pochází z normálního rozložení ( $p$ -hodnota = 0,0989).

Hranice 95% oboustranného intervalu spolehlivosti pro parametr  $\mu$  bychom získali dosazením do vzorce 8.4. V softwaru R je získáme jako výstup conf.int funkce t.test(). Hranice 99% levostranného intervalu spolehlivosti pro parametr  $\sigma^2$  bychom získali dosazením do vzorce 8.8. V softwaru R je získáme jako výstup conf.int funkce varTest() z knihovny EnvStats. Hranice 90% pravostranného intervalu spolehlivosti pro parametr  $\sigma$  bychom získali po dosazení do vzorce 8.9 a následným odmocněním výsledných hranic. V softwaru R je získáme jako výstup conf.int funkce varTest() z knihovny EnvStats, který je nakonec třeba odmocnit.

```
64 IS.mu <- t.test(skull.HF, alternative = 'two.sided',
65                   conf.level = 0.95)$conf.int[1:2] # 124,7904; 126,5741
```

95% oboustranný interval spolehlivosti pro parametr  $\mu$  má tvar (124,8; 126,6). S pravděpodobností 95 % se bude střední hodnota výšky lebky žen nacházet v rozmezí 124,8–126,6 mm.

```
66 IS.sigma2 <- EnvStats::varTest(skull.HF, alternative = 'greater',
67                                   conf.level = 0.99)$conf.int[1:2] # 16,075; Inf
```

99% levostranný interval spolehlivosti pro parametr  $\sigma^2$  má tvar (16,1;  $\infty$ ). S pravděpodobností 99 % bude rozptyl výšky lebky žen větší než 16,1 mm<sup>2</sup>.

```
68 IS.sigma <- EnvStats::varTest(skull.HF, alternative = 'less',
69                                 conf.level = 0.90)$conf.int[1:2]
70 sqrt(IS.sigma) # 0; 5,11224
```

90% pravostranný interval spolehlivosti pro parametr  $\sigma$  má tvar (0; 5,1). S pravděpodobností 90 % bude směrodatná odchylna  $\sigma$  větší než 5,1 mm. ★

### Příklad 8.7. Neřešený příklad

Načtěte datový soubor 31-goldman-alaska.csv. Za předpokladu, že délka pažní kosti z levé strany (humer.L) mužů aljašské populace z kmene Ipituaq pochází z normálního rozložení s parametry  $\mu$  a  $\sigma^2$ , sestrojte (a) 99% levostranný interval spolehlivosti pro parametr  $\mu$ ; (b) 95% pravostranný interval spolehlivosti pro parametr  $\sigma^2$ ; (c) 90% oboustranný interval spolehlivosti pro parametr  $\sigma$ .

**Výsledky:** Shapirův-Wilkův test:  $p$ -hodnota = 0,2933,  $\alpha = 0,05$ ; data pochází z normálního rozložení; (a)  $IS = (-\infty; 315.5)$ ; (b)  $IS = (239.9; \infty)$ ; (c)  $IS = (15.5; 29.4)$ . ★

## 8.4 Testy o parametrech $\mu$ a $\sigma^2$ normálního rozložení

$X_1, \dots, X_n$  je náhodný výběr z rozložení  $N(\mu, \sigma^2)$ ,  $n \geq 2$ ,  $c$  reálná konstanta,  $\alpha \in (0, 1)$  je hladina významnosti.

**Test o střední hodnotě při známém rozptylu (jednovýběrový z-test):**

Na hladině významnosti  $\alpha$  testujeme  $H_0: \mu = c$  oproti  $H_1: \mu \neq c$ , resp. proti  $H_1: \mu < c$ , resp.  $H_1: \mu > c$ . Vypočteme realizaci testové statistiky  $t_0 = \frac{m-c}{\sqrt{n}}$ . Stanovíme kritický obor  $W$ .

Pokud  $t_0 \in W$ ,  $H_0$  zamítáme na hladině významnosti  $\alpha$  a přijímáme  $H_1$ .

Pro oboustranný test má kritický obor tvar:  $W = (-\infty; -u_{1-\alpha/2}) \cup (u_{1-\alpha/2}; \infty)$ , pro levostranný test  $W = (-\infty; -u_{1-\alpha})$  a pro pravostranný test  $W = (u_{1-\alpha}; \infty)$ .

**Test o střední hodnotě při neznámém rozptylu (jednovýběrový t-test):**

Formulace  $H_0$  a  $H_1$  je stejná jako u z-testu. Testová statistika má realizaci  $t_0 = \frac{m-c}{\frac{s}{\sqrt{n}}}$ . Kritické obory se od předešlé situace liší tím, že místo kvantilů  $u_{1-\alpha/2}$ , resp.  $u_{1-\alpha}$  v nich figurují kvantily  $t_{1-\alpha/2}(n-1)$ , resp.  $t_{1-\alpha}(n-1)$ .

**Test o rozptylu při neznámé střední hodnotě (test o rozptylu)**

Na hladině významnosti  $\alpha$  testujeme  $H_0: \sigma^2 = c$  proti  $H_1: \sigma^2 \neq c$ , resp. proti  $H_1: \sigma^2 < c$ , resp.  $H_1: \sigma^2 > c$ . Vypočteme realizaci testové statistiky  $t_0 = \frac{(n-1)s^2}{c}$ . Stanovíme kritický obor  $W$ . Pokud  $t_0 \in W$ ,  $H_0$  zamítáme na hladině významnosti  $\alpha$  a přijímáme  $H_1$ .

Pro oboustranný test má kritický obor tvar:  $W = \langle 0; \chi^2_{\alpha/2}(n-1) \rangle \cup \langle \chi^2_{1-\alpha/2}(n-1); \infty \rangle$ , pro levostranný test  $W = \langle 0; \chi^2_{\alpha}(n-1) \rangle$  a pro pravostranný test  $W = \langle \chi^2_{1-\alpha}(n-1); \infty \rangle$ .

### Párový t-test

Je-li  $(X_1, Y_1)^T, \dots, (X_n, Y_n)^T$  náhodný výběr z dvourozměrného rozložení,  $n \geq 2$ , pak zavedeme rozdílový náhodný výběr  $Z_1 = X_1 - Y_1, \dots, Z_n = X_n - Y_n$ , o němž předpokládáme, že se řídí normálním rozložením. Tím jsme od dvourozměrného rozložení přešli k jednorozměrnému rozložení. Test  $H_0: \mu_1 - \mu_2 = c$  proti  $H_1: \mu_1 - \mu_2 \neq c$  se nazývá párový t-test. Označíme-li  $\mu = \mu_1 - \mu_2$ , pak párový t-test provedeme stejně jako jednovýběrový t-test.

**Upozornění:** Uvedené testy lze provést nejenom pomocí kritického oboru, ale též pomocí  $100(1 - \alpha)\%$  intervalu spolehlivosti nebo pomocí  $p$ -hodnoty.

### Příklad 8.8. Řešený příklad

Načtěte datový soubor 11-two-samples-means-skull.txt obsahující údaje o výšce lebky (skull.H) mužů starověké egyptské populace. Dále mějme k dispozici údaje o výšce lebky mužů novověké egyptské populace ( $\bar{x}_m = 133,977$  mm,  $s_m = 5,171$  mm,  $n_m = 87$ ). Za předpokladu, že výška lebky mužů starověké egyptské populace pochází z normálního rozložení, testujte hypotézu, že (a) střední hodnota výšky lebky mužů starověké a novověké egyptské populace jsou shodné; (b) rozptyl výšky lebky mužů u starověké populace je vyšší než u novověké populace; (c) směrodatná odchylka výšky lebky mužů u starověké populace je nižší než u novověké populace. Testování provedete vždy (1) kritickým oborem; (2) intervalem spolehlivosti; (3)  $p$ -hodnotou. Hladinu významnosti zvolte  $\alpha = 0,05$ .

### Řešení příkladu 8.8

Nejprve je třeba ověřit normální rozložení náhodného výběru výšek lebky mužů ze starověké populace. Na hladině významnosti  $\alpha = 0,05$  testujeme  $H_0: Data pochází z normálního rozložení$ . oproti  $H_1: Data nepochází z normálního rozložení$ . K otestování normality použijeme vzhledem k rozsahu náhodného výběru ( $n = 215$ ) Lillieforsův test.

```
71 data <- read.delim('11-two-samples-means-skull.txt')
72 skull.HM <- as.numeric(na.omit(data[data$sex == 'm', 'skull.H']))
73 nortest::lillie.test(skull.HM)$p.val # 0,1262537
```

Náhodný výběr výšek lebky mužů starověké egyptské populace pochází z normálního rozložení ( $p$ -hodnota = 0,1263).

(a) Na hladině významnosti  $\alpha = 0,05$  testujeme  $H_0: \mu = 133,977$  oproti  $H_1: \mu \neq 133,977$  (oboustranný test). K testování použijeme jednovýběrový t-test implementovaný ve funkci `t.test()`. Výstupem funkce je realizace testové statistiky  $t_0$ , interval spolehlivosti a  $p$ -hodnota. Hranice kritického oboru dopočítáme příkazem `qt()`.

```
74 alpha <- 0.05
75 n <- length(skull.HM) # 215
76 - qt(1 - alpha / 2, n - 1) # -1,971111
77 qt(1 - alpha / 2, n - 1) # 1,971111
78 t.test(skull.HM, mu = 133.977, alternative = 'two.sided', conf.level = 1 - alpha)
```

```
One Sample t-test

data: skull.HM
t = -6,3052, df = 214, p-value = 1,623e-09
alternative hypothesis: true mean is not equal to 133,977
95 percent confidence interval:
131,2476 132,5477
sample estimates:
mean of x
131,8977
```

79  
80  
81  
82  
83  
84  
85  
86  
87  
88  
89

Realizace testové statistiky  $t_0 = -6,3052$ , kritický obor  $W = (-\infty; -1,9711) \cup (1,9711; \infty)$ . Protože  $t_0 \in W$ ,  $H_0$  zamítáme na hladině významnosti  $\alpha = 0,05$ . Interval spolehlivosti  $IS = (131,2; 132,5)$ . Protože  $c = 133,977 \notin IS$ ,  $H_0$  zamítáme na hladině významnosti  $\alpha = 0,05$ . Protože  $p$ -hodnota < 0,001 je menší než  $\alpha = 0,05$ ,  $H_0$  zamítáme na hladině významnosti  $\alpha = 0,05$ . Mezi výškou lebky mužů starověké a novověké egyptské populace existuje statisticky významný rozdíl.

(b) Na hladině významnosti  $\alpha = 0,05$  testujeme  $H_0: \sigma^2 \geq 5,171^2$  oproti  $H_1: \sigma^2 < 5,171^2$  (levostanný test). K testování použijeme test o rozptylu implementovaný ve funkci `varTest()` z knihovny `EnvStats`. Výstupem funkce je realizace testové statistiky  $t_0$ , interval spolehlivosti a  $p$ -hodnota. Horní hranici kritického oboru dopočítáme příkazem `qchisq()`.

```
90 qchisq(alpha, n - 1) # 181,1454
91 EnvStats::varTest(skull.HM, sigma.squared = 5.171 ^ 2, alternative = 'less', conf.level
= 0.95)
```

```
Chi-Squared Test on Variance

data: skull.HM
Chi-Squared = 187,13, df = 214, p-value = 0,0926
alternative hypothesis: true variance is less than 26,73924
95 percent confidence interval:
0,00000 27,62284
sample estimates:
variance
23,382
```

92  
93  
94  
95  
96  
97  
98  
99  
100  
101  
102

Realizace testové statistiky  $t_0 = 187,1300$ , kritický obor  $W = \langle 0; 181,1454 \rangle$ . Protože  $t_0 \notin W$ ,  $H_0$  nezamítáme na hladině významnosti  $\alpha = 0,05$ . Interval spolehlivosti  $IS = (0; 27,6228)$ . Protože  $c = 5,171^2 = 26,7392 \in IS$ ,  $H_0$  nezamítáme na hladině významnosti  $\alpha = 0,05$ . Protože  $p$ -hodnota = 0,0926 je větší než  $\alpha = 0,05$ ,  $H_0$  nezamítáme na hladině významnosti  $\alpha = 0,05$ . Rozptyl výšky lebky u mužů starověké egyptské populace není statisticky významně nižší než u mužů novověké egyptské populace.

(c) Na hladině významnosti  $\alpha = 0,05$  testujeme  $H_0: \sigma \leq 5,171$  oproti  $H_1: \sigma > 5,171$  (pravostranný test). K testování použijeme test o rozptylu implementovaný ve funkci `varTest()` z knihovny `EnvStats`. Výstupem funkce je

realizace testové statistiky  $t_0$ , interval spolehlivosti a  $p$ -hodnota pro test o rozptylu. Dolní hranici kritického oboru dopočítáme příkazem `qchisq()`.

```
103 qchisq(1 - alpha, n - 1) # 249,1275
104 EnvStats::varTest(skull.HM, sigma.squared = 5.171 ^ 2, alternative = 'greater', conf.
    level = 0.95)
```

```
Chi-Squared Test on Variance
data: skull.HM
Chi-Squared = 187,13, df = 214, p-value = 0,9074
alternative hypothesis: true variance is greater than 26,73924
95 percent confidence interval:
 20,08509      Inf
sample estimates:
variance
 23,382
```

105  
106  
107  
108  
109  
110  
111  
112  
113  
114  
115

Realizace testové statistiky  $t_0 = 187,130$ , kritický obor  $W = \langle 249,1275; \infty \rangle$ . Protože  $t_0 \notin W$ ,  $H_0$  nezamítáme na hladině významnosti  $\alpha = 0,05$ . Interval spolehlivosti má po odmocnění tvar  $IS = (4,4816; \infty)$ . Protože  $c = 5,171 \in IS$ ,  $H_0$  nezamítáme na hladině významnosti  $\alpha = 0,05$ . Protože  $p$ -hodnota = 0,9074 je větší než  $\alpha = 0,05$ ,  $H_0$  nezamítáme na hladině významnosti  $\alpha = 0,05$ . Směrodatná odchylka výšky lebky u mužů starověké egyptské populace není statisticky významně vyšší než u mužů novověké egyptské populace.



### Příklad 8.9. Řešený příklad (párový t-test)

Načtěte datový soubor `31-goldman-alaska.csv` obsahující údaje o délce holenní kosti z pravé strany (`tibia.R`) a z levé strany (`tibia.L`) mužů aljašské populace z kmene Tigara. Za předpokladu, že rozdíl délek holenních kostí z pravé a z levé strany u těchto mužů pochází z normálního rozložení, testujte hypotézu, že mezi délkou holenní kosti z pravé a z levé strany neexistuje statisticky významný rozdíl. Testování proveděte vždy (1) kritickým oborem; (2) intervalem spolehlivosti; (3)  $p$ -hodnotou. Hladinu významnosti zvolte  $\alpha = 0,01$ .

### Řešení příkladu 8.9

Nejprve je třeba ověřit normální rozložení náhodného výběru rozdílů délek holenních kostí u mužů z pravé a z levé strany. Na hladině významnosti  $\alpha = 0,01$  testujeme  $H_0$ : *Rozdíly délek holenních kostí z pravé a z levé strany u mužů pochází z normálního rozložení*. oproti  $H_1$ : *Rozdíly délek holenních kostí z pravé a z levé strany u mužů nepochází z normálního rozložení*. K otestování normality použijeme vzhledem k rozsahu náhodného výběru ( $n = 23$ ) Shapiruv-Wilkův test.

```
116 data <- read.delim('31-goldman-alaska.csv', sep = ';', dec = '.')
117 data.MT <- na.omit(data[data$pop == 'Tigara' & data$sex == 'm',
118                         c('tibia.R', 'tibia.L')])
119 tibia.RMT <- data.MT$tibia.R
120 tibia.LMT <- data.MT$tibia.L
121 diff <- tibia.RMT - tibia.LMT
122 shapiro.test(diff)$p.val # 0,7244359
```

Náhodný výběr rozdílů délek holenních kostí z pravé a z levé strany mužů aljašské populace z kmene Tigara pochází z normálního rozložení ( $p$ -hodnota = 0,7244).

Na hladině významnosti  $\alpha = 0,01$  testujeme  $H_0: \mu_1 - \mu_2 = 0$  oproti  $H_1: \mu_1 - \mu_2 \neq 0$  (oboustranný test). K testování použijeme párový t-test implementovaný ve funkci `t.test()` s argumentem `paired = T`. Výstupem funkce je realizace testové statistiky  $t_0$ , interval spolehlivosti a  $p$ -hodnota. Hranice kritického oboru dopočítáme příkazem `qt()`.

```
123 alpha <- 0.01
124 n <- length(diff) # 23
```

```

125 - qt(1 - alpha / 2, n - 1) # -2,818756
126 qt(1 - alpha / 2, n - 1) # 2,818756
127 t.test(tibia.MTR, tibia.MTL, paired = T, conf.level = 0.99)

```

```

Paired t-test

data: tibia.MTR and tibia.MTL
t = 0.66823, df = 22, p-value = 0.5109
alternative hypothesis: true difference in means is not equal to 0
99 percent confidence interval:
-1.329275 2.155362
sample estimates:
mean of the differences
0.4130435

```

128  
129  
130  
131  
132  
133  
134  
135  
136  
137  
138

Realizace testové statistiky  $t_0 = 0,6682$ , kritický obor  $W = (-\infty; -2,8188) \cup (2,8188; \infty)$ . Protože  $t_0 \notin W$ ,  $H_0$  nezamítáme na hladině významnosti  $\alpha = 0,01$ . Interval spolehlivosti  $IS = (-1,3293; 2,1554)$ . Protože  $c = 0 \in IS$ ,  $H_0$  nezamítáme na hladině významnosti  $\alpha = 0,01$ . Protože  $p$ -hodnota = 0,5109 je větší než  $\alpha = 0,01$ ,  $H_0$  nezamítáme na hladině významnosti  $\alpha = 0,01$ . Mezi mezi délkom holenní kosti z pravé a z levé strany mužů aljašské populace z kmene Tigara neexistuje statisticky významný rozdíl.



### Příklad 8.10. Neřešený příklad

Načtěte datový soubor 01-one-sample-mean-skull-mf.txt obsahující údaje o největší délce mozkovny (skull.L) žen starověké egyptské populace. Dále mějme k dispozici údaje o největší délce mozkovny žen novověké egyptské populace ( $\bar{x}_f = 171,962$  mm,  $s_f = 7.052$  mm,  $n_f = 52$ ). Za předpokladu, že největší délka mozkovny žen starověké egyptské populace pochází z normálního rozložení, testujte hypotézu, že (a) střední hodnota největší délky mozkovny u žen starověké populace je menší než u žen novověké populace; (b) rozptyl největší délky mozkovny žen starověké a novověké populace jsou shodné; (c) směrodatná odchylka největší délky mozkovny u žen starověké populace je vyšší než u žen novověké populace. Testování proveděte vždy (1) kritickým oborem; (2) intervalem spolehlivosti; (3)  $p$ -hodnotou. Hladinu významnosti zvolte  $\alpha = 0,10$ .

**Výsledky:** Lillieforsův test:  $p$ -hodnota = 0,2625,  $\alpha = 0,10$ ; data pochází z normálního rozložení. (a)  $t_0 = 4,3146$ ,  $W = \langle 1,2894; \infty \rangle$ ;  $IS = (173,764; \infty)$ ,  $c = 171,962$ ;  $p$ -hodnota < 0,001,  $\alpha = 0,10$ .  $H_0$  zamítáme na hladině významnosti  $\alpha = 0,10$ . (b)  $t_0 = 83,995$ ,  $W = (-\infty; 85,0149) \cup \langle 133,2569; \infty \rangle$ ;  $IS = (31,3465; 49,1342)$ ,  $c = 7,052^2 = 49,7307$ ;  $p$ -hodnota = 0,0842,  $\alpha = 0,10$ .  $H_0$  zamítáme na hladině významnosti  $\alpha = 0,10$ . (c)  $t_0 = 83,995$ ,  $W = (-\infty; 89,6451)$ ;  $IS = (0; 6,8262)$ ,  $c = 7,052$ ;  $p$ -hodnota = 0,0421,  $\alpha = 0,10$ .  $H_0$  zamítáme na hladině významnosti  $\alpha = 0,10$ .



### Příklad 8.11. Neřešený příklad (párový t-test)

Načtěte datový soubor 31-goldman-alaska.csv obsahující údaje o délce pažní kosti z pravé strany (humer.R) a z levé strany (humer.L) žen aljašské populace z kmene Ipituaq. Za předpokladu, že rozdíl délek pažních kostí z levé a z pravé strany u těchto žen pochází z normálního rozložení, testujte hypotézu, že u žen aljašské populace z kmene Ipituaq je délka pažní kosti z levé strany větší než z pravé strany. Testování proveděte vždy (1) kritickým oborem; (2) intervalem spolehlivosti; (3)  $p$ -hodnotou. Hladinu významnosti zvolte  $\alpha = 0,05$ .

**Výsledky:** Shapirův-Wilkův test:  $p$ -hodnota = 0,7244,  $\alpha = 0,05$ ; rozdíly pochází z normálního rozložení.  $t_0 = -2,9498$ ,  $W = (-\infty; -1,8331)$ ;  $IS = (-\infty; -1,4007)$ ,  $c = 0$ ;  $p$ -hodnota = 0,0081,  $\alpha = 0,05$ .  $H_0$  zamítáme na hladině významnosti  $\alpha = 0,05$ .

