

Statistika I / Statistika A

Obsah

- Explorační analýza dat
- Teorie pravděpodobnosti
- Náhodná veličina
 - Číselné charakteristiky náhodné veličiny
- Náhodný vektor
 - Charakteristiky náhodného vektoru
- Diskrétní rozdělení pravděpodobnosti
 - Hypergeometrická náhodná veličina
 - Binomická náhodná veličina
 - Geometrická náhodná veličina
 - Negativně binomická náhodná veličina
 - Poissonovo rozdělení pravděpodobnosti
- Spojité rozdělení pravděpodobnosti
 - Rovnoměrné rozložení
 - Exponenciální rozdělení
 - Erlangovo rozdělení
 - Weibullovo rozdělení
 - Normální rozdělení
 - Normované normální rozdělení
 - χ^2 rozdělení
 - Studentovo rozdělení
 - Fisherovo-Snedecorovo rozdělení
- Limitní věty
 - Centrální limitní věta
- Náhodné výběry a jejich zpracování
 - Teorie odhadu
 - Intervalový odhad
 - Testování hypotéz
 - ANOVA Analýza rozptylu
- Regresní analýza
 - Obecný lineární model

- Lineární regrese s jednou vysvětlující proměnnou

Explorační analýza dat

Data představují výsledky **datově generačního procesu** – z množiny měřených objektů (domain) vybíráme proměnné měřených veličin. Množina měřených hodnot musí být vyčerpávající a vzájemně vylučující. Data vybírám z několika charakteristických typů:

- **Kvalitativní proměnná** – nabývá z předem daných hodnot, dělíme na **nominální** (má smysl hodnotu dané kategorie pojmenovat, k popisu slouží **četnost** proměnné) a **ordinální** (má smysl pořadí hodnoty dané kategorie). Dále se dělí na **alternativní** (vlastnosti, atributy, nabývají jedné ze dvou hodnot) nebo **množné**.
- **Kvantitativní proměnná** – nabývá hodnoty z množiny \mathbb{R} . Mohou být **diskrétní** (nabývají diskrétních hodnot v **konečném** počtu nebo **spočteném** počtu) nebo **spojité**.

Nominální kvalitativní proměnná nabývají absolutní četnosti n_i , přičemž platí $\sum n_i = n$. Relativní četnost $p_i = \frac{n_i}{n}$, přičemž $\sum p_i = 1$. Definujeme **modus** jako název varianty proměnné vykazující nejvyšší četnost. **Histogram** je klasickým grafem, v němž na jednu osu vynášíme varianty a na druhou jejich četnost. **Výsečový graf** prezentuje relativní četnosti jednotlivých variant pomocí plochami kruhových výsečí.

Ordinální kvalitativní proměnná využívá pro popis stejné charakteristiky jako pro popis nominální proměnné. **Kumulativní četnost** m_i definujeme jako počet hodnot proměnné, které nabývají varianty nižší nebo rovné dané variantě. Pokud $x_1 < \dots < x_n$, platí $m_i = \sum_{j=1}^i n_j$. **Kumulativní relativní četnost** $F_i = \frac{m_i}{n}$. **Polygon kumulativních četností** je spojnicovým grafem, v němž se na vodorovnou osu vynáší jednotlivé varianty v pořadí od „nejmenší“ do „největší“ a na svislou osu nanášíme kumulativní četnosti. **Paretův graf** je často užívaným grafem spojením histogramu a polygonu kumulativních četností, v němž na vodorovnou osu vynášíme v pořadí od „největšího významu“ po „nejmenší význam“.

Kvantitativní proměnné využívá stejné charakteristiky jako pro popis ordinální proměnné. Definujeme *míry polohy* určující typické rozložení hodnot proměnné a *míry variability* určující variabilitu hodnot kolem své typické polohy. **Aritmetický průměr** je mírou polohy $\bar{x} = \frac{\sum x_i}{n}$. **Modus pro diskrétní proměnnou** jako hodnotu nejčastější varianty proměnné. **Modus pro spojitě proměnné** považujeme za modus hodnotu, kolem níž je největší koncentrace hodnot proměnné. Pro určení hodnoty využijeme **shorth**, což je nejkratší interval, v němž leží alespoň 50 % hodnot proměnné. Modus \hat{x} definujeme jako střed shorthu.

Kvantily x_p jsou statistiky, které charakterizují polohu jednotlivých hodnot v rámci proměnné. Rozdělují datový soubor na dvě části - 100p% a zbytek

- **Dolní kvartil** $x_{0,25}$ rozděluje datový soubor tak, že 25 % hodnot je menších než tento kvartil a zbytek, tj. 75 % větších nebo rovných.
- **Medián** $x_{0,5}$ rozděluje datový soubor tak, že 50 % hodnot je menších než medián a zbytek, tj. 50 % větších nebo rovných.

- **Horní kvartil** $x_{0.75}$ rozděluje datový soubor tak, že 75 % hodnot je menších než tento kvartil a zbytek, tj. 25 % větších nebo rovných.
- **Decily** rozdělují výběrový soubor na 10 stejně četných částí.
- **Percentily** dělí výběrový soubor na 100 stejně četných částí.

Lze říci, že hodnota p udává kumulativní relativní četnost kvantilu x_p . Kvantil a kumulativní relativní četnost jsou tedy inverzní hodnoty.

Empirická distribuční funkce $F(x)$ pro kvantitativní proměnnou – označme si $p(x_i)$ relativní četnost hodnoty x_i . Poté platí, že $F(x) = \sum p(x_i)$. **Interkvalitové rozpětí IQR** je mírou variability souboru a je definována jako vzdálenost mezi horním a dolním kvantilem $IQR = x_{0.75} - x_{0.25}$. **Median Absolute Deviation from median (MAD)** jakožto charakteristikou rozptýlenosti.

1. Výběrový soubor uspořádáme podle velikosti.
2. Určíme medián souboru $x_{0.5}$.
3. Pro každou hodnotu souboru určíme absolutní hodnotu její odchylky od mediánu $|y_i - x_{0.5}|$.
4. Absolutní odchylky od mediánu uspořádáme podle velikosti.
5. Určíme medián absolutních odchylek od mediánu, tj. MAD.

Mezi charakteristiky rozptýlenosti patří dále **výběrový rozptyl** $s^2 = \frac{\sum (x_i - \bar{x})^2}{n-1}$ a **směrodatná odchylka** $s = \sqrt{s^2}$. Odlehlou hodnotou **outlier** nazýváme hodnotu, která svou charakteristikou nepatří do datového souboru. Existují tři detekce outlier hodnot:

1. Za odlehlé pozorování lze považovat takovou hodnotu, jejíž absolutní hodnota **z-souřadnice** je větší než 3: $z_i = \frac{x_i - \bar{x}}{s}$. Z-souřadnici můžeme interpretovat jako počet směrodatných odchylek, o kolik se hodnota liší od průměru.
2. Za odlehlé pozorování lze považovat takovou hodnotu, jejíž absolutní hodnota **mediánové souřadnice** je větší než 3: $m_i = \frac{x_i - x_{0.5}}{1.483 \cdot MAD}$. Mediánová metoda je vhodnější než z-souřadnice díky menší závislosti na okrajových hodnotách.

Definujme čísla se specifickým významem: **k-tý obecný výběrový moment** definujeme jako $m'_k = \frac{1}{n} \sum (x_i)^k$, $m'_0 = 1$, $m'_1 = \bar{x}$ a **k-tý centrální výběrový moment** definujeme jako $m_k = \frac{1}{n} \sum (x_i - \bar{x})^k$, $m_0 = 1$, $m_1 = 0$, $m_2 = s_0^2 = \frac{1}{n} \sum (x_i - \bar{x})^2$. **Výběrová šikmost** vyjadřuje asymetrii rozložení hodnot kolem jejího průměru $\alpha = \frac{m_3}{s_0^3} = \frac{1}{n \cdot s^3} \cdot \sum (x_i - \bar{x})^3$. Interpretujme: pokud $\alpha = 0$, tak jsou hodnoty proměnné kolem jejího průměru rozloženy symetricky; pokud $\alpha > 0$, tak u proměnné převažují hodnoty menší než průměr a pokud $\alpha < 0$, tak u proměnné převažují hodnoty větší než průměr. **Výběrová špičatost** $\beta = \frac{m_4}{s_0^4} - 3 = \frac{1}{n} \cdot \frac{\sum (x_i - \bar{x})^4}{s^4} - 3$ vyjadřuje podobnost rozdělení k normálnímu rozdělení. Interpretujme: pokud $\beta = 0$, tak špičatost odpovídá normálnímu rozdělení; pokud $\beta > 0$, tak je proměnná rozdělena špičatě a pokud $\beta < 0$, tak je proměnná rozdělena plošně.



Kvalitativní proměnné vizualizujeme pomocí **box-and-whiskers** grafu, který reprezentuje minimum, dolní kvartil, medián, horní kvartil a maximum. Často se využívá s **histogramem četnosti** dělící datový soubor na třídy stejné délky a různé četnosti. **Číslicový histogram (stem and leaf plot)** dělí datový soubor na třídy stejné délky, v rámci každé třídy na lodyze máme listy určující jednotlivé položky v dané třídě.

Teorie pravděpodobnosti

Pokus je konečný děj, který probíhá při určitém souboru fyzikálních podmínek. **Náhodný pokus** je takový pokus, jehož výsledek je náhodný při konstantních podmínkách. **Hromadný pokus** je pokus, který můžeme libovolněkrát opakovat při konstantních podmínkách. Výsledky pokusů musí být neslučitelné (k dvěma různým výsledkům nemůže dojít současně) a vyčerpávající (k nějakému výsledku dojít musí) – množinu všech výsledků nazýváme $\Omega \neq \emptyset$ **základní prostor**. Jednoprvkové podmnožiny $\omega \subset \Omega$ nazýváme **elementární jev**. Libovolné podmnožiny $A \subset \Omega$ nazýváme **jevy**. **Jev nemožný** \emptyset nemůže nastat za žádných okolností. **Jev jistý** Ω nastane při každé realizaci náhodného pokusu.

Jevové pole \mathcal{S} je systém podmnožin, pro který platí $A \in \mathcal{S} \Rightarrow \overline{A} \in \mathcal{S}$ (systém je uzavřený vůči svým doplňkům) a $(A_1, \dots), A_i \in \mathcal{S} \Rightarrow \bigcup A_i \in \mathcal{S}$. Elementy jevového pole nazýváme **náhodnými jevy**. Uspořádaná trojice (Ω, \mathcal{S}, P) tvoří **pravděpodobnostní prostor** náhodného pokusu, kde **pravděpodobnostní funkce** $P: \mathcal{S} \rightarrow \mathbb{R}$ splňuje $A \in \mathcal{S} : P(A) \geq 0, P(\Omega) = 1$ a $(A_1, \dots), A_i \in \mathcal{S}, A_i \cap A_j = \emptyset : P(\bigcup A_i) = \sum P(A_i)$ (tzv. sigmaaditivita).

- $A, B \in \mathcal{S}, A \subset B \Rightarrow P(A) \leq P(B)$
- $P(\overline{A}) = 1 - P(A)$
- $P(A - B) = P(A) - P(A \cap B)$
- $P(A \cup B) = P(A) + P(B) - P(A \cap B)$

Podmíněná pravděpodobnost značí vztah $P(A|B) = \frac{P(A \cap B)}{P(B)}, P(B) \neq 0$. Jevy jsou **nezávislé**, pokud $P(A|B) = P(A)$ nebo $P(B) = 0$. Pro nezávislé jevy platí $P(A \cap B) = P(A) \cdot P(B)$. Jevy A_1, \dots, A_n jsou **stochasticky nezávislé** právě tehdy, když $P(\bigcap A_i) = \prod P(A_i)$.

Pro úplnou skupinu disjunktních jevů $B_1, \dots, B_n, B_i \cup B_j = \emptyset$ vyslovme **Total Probability Theorem**: $A \in \mathcal{S}, P(A) = \sum P(A|B_i) \cdot P(B_i) = \sum P(A \cap B_i)$ a **Bayes Theorem**: $P(B_k|A) = \frac{P(A|B_k) \cdot P(B_k)}{\sum P(A|B_i) \cdot P(B_i)}$.

Náhodná veličina

Mějme pravděpodobnostní prostor (Ω, S, P) . **Náhodná veličina** X je reálná funkce prvků $\omega \in \Omega$ ze základního prostoru taková, že pro každé reálné $x \in \mathbb{R}$ je množina $\{\omega \in \Omega | X(\omega) < x\} \in S$, tj. náhodným jevem. Náhodná veličina je zobrazením $X : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ takové, že pro každé $x \in \mathbb{R}$ platí $X((-\infty, x)) = \{\omega \in \Omega | X(\omega) < x\} \in S$. Množina $\{x = X(\omega), \omega \in \Omega\}$ se nazývá **základní soubor**.

Nechť X je náhodná veličina. Reálnou funkci $F(t)$ definovanou pro všechna reálná $t \in \mathbb{R}$ vztahem

$$F(t) = P\{X \in (-\infty, t)\} = P(X < t)$$

Nazveme **distribuční funkci** náhodné veličiny X . Jedná se tedy o funkci, která každému reálnému číslu přiřazuje pravděpodobnost, že náhodná veličina nabude hodnoty menší než toto reálné číslo.

1. Distribuční funkce je nezáporné číslo menší nebo rovno jedné.

$$0 \leq F(x) \leq 1$$

2. Distribuční funkce je neklesající.

$$\forall x_1, x_2 \in \mathbb{R} : x_1 < x_2 \Rightarrow F(x_1) \leq F(x_2)$$

3. Distribuční funkce je zleva spojitá.

$$4. \lim_{x \rightarrow \infty} F(x) = 1, \lim_{x \rightarrow -\infty} F(x) = 0$$

$$5. \forall a, b \in \mathbb{R}, a < b : P(a \leq X < b) = F(b) - F(a)$$

$$6. P(X = x_0) = \lim_{x \rightarrow x_0^+} F(x) - F(x_0)$$

Pro **diskrétní náhodnou veličinu** platí, že existuje konečná nebo spočetná množina reálných čísel $M = \{x_1, \dots, x_n, \dots\}$ takových, že $P(X = x_i) > 0, i = 1, \dots, n, \dots$ a $\sum P(X = x_i) = 1$. Funkce $P(x_i) = P(X = x_i)$ se nazývá **pravděpodobnostní funkci** náhodné veličiny X . Distribuční funkce je schodovitá a platí pro ni $F(x) = \sum_{x_i < x} P(X = x_i)$.

Pro **spojitou náhodnou veličinu** platí, že distribuční funkce má tvar $F(x) = \int_{-\infty}^x f(t)dt$, kde $f(x)$ je nezáporná funkce zvaná **hustota pravděpodobnosti**, pro kterou platí, že $\int_{-\infty}^{\infty} f(x)dx = 1$. Ve všech bodech, kde existuje derivace distribuční funkce platí $f(x) = \frac{dF(x)}{dx}$. Platí, že

$$1. P(X < a) = F(a) = \int_{-\infty}^a f(x)dx$$

$$2. P(X \geq a) = 1 - F(a) = \int_a^{\infty} f(x)dx$$

$$3. P(a \leq X < b) = F(b) - F(a) = \int_a^b f(x)dx$$

$$4. P(X = x) = 0$$

Dvě náhodné veličiny X, Y jsou **nezávislé**, pokud pro náhodný vektor (viz Náhodný vektor) $A = (X, Y)$ platí $F(x, y) = F_x(x) \cdot F_y(y)$.

Číselné charakteristiky náhodné veličiny

Obecný moment r -tého řádu $\mu'_r = EX^r = \int_{-\infty}^{\infty} x^r f(x) dx$.

Centrální moment r -tého řádu $\mu_r = E(X - EX)^r = \int_{-\infty}^{\infty} (x - EX)^r f(x) dx$.

Střední hodnota $EX = \mu = \int_{-\infty}^{\infty} x f(x) dx$

- $E(aX + b) = aEX + b$
- $E(X_1 + X_2) = EX_1 + EX_2$
- $E(X_1 X_2) = E(X_1) E(X_2)$ pro nezávislé náhodné veličiny
- $Y = g(X) \Rightarrow EY = E(g(X)) = \int_{-\infty}^{\infty} g(x) f(x) dx$

Rozptyl $DX = \mu_2 = E(X - EX)^2 = EX^2 - (EX)^2 = \int_{-\infty}^{\infty} x^2 f(x) dx - \left(\int_{-\infty}^{\infty} x f(x) dx\right)^2$.

- $D(aX + b) = a^2 DX$
- $D(X_1 + X_2) = DX_1 + DX_2$ pro nezávislé náhodné veličiny

Směrodatná odchylka $\sigma_x = \sqrt{DX}$

Šikmost (skewness) - mírou symetrie daného rozdělení $a_3 = \frac{\mu_3}{\sigma_x^3}$ ($a_3 = 0$ symetrický soubor, $a_3 < 0$ negativně zešikmený soubor, $a_3 > 0$ pozitivně zešikmený soubor).

Špičatost (kurtosis) - míra plochosti/špičatosti $a_4 = \frac{\mu_4}{\sigma_x^4}$ ($a_4 < 3$ plošší, $a_4 > 3$ špičatější).

Kvantily jsou definovány jako v Explorační analýza dat $F(x_p) = p$.

Modus \hat{x} je pro diskrétní NV hodnota $P(X = \hat{x}) \geq P(X = x_i)$, pro spojitou NV $f(\hat{x}) \geq f(x)$.

Náhodný vektor

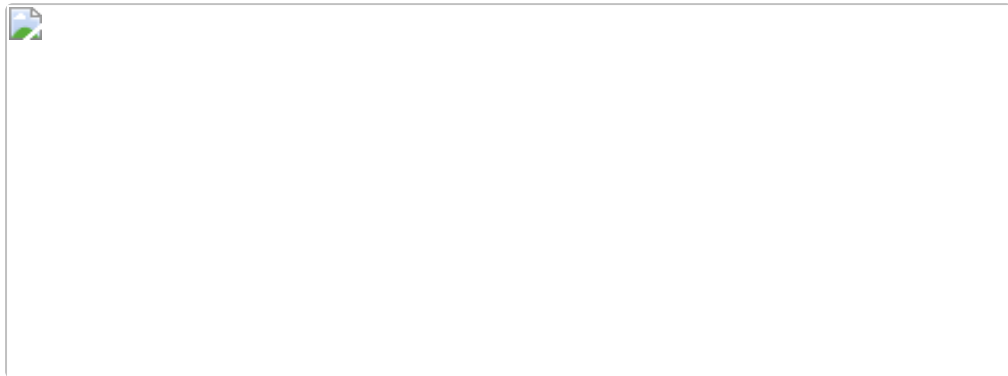
Náhodným vektorem rozumíme sloupcový vektor složený z náhodných veličin $\mathbf{X} = (X_1, X_2, \dots, X_n)$.

Sdružená distribuční funkce náhodných veličin $F(x_1, \dots, x_n) = P(X_1 < x_1, \dots, X_n < x_n)$.

- $\lim_{\mathbf{x} \rightarrow -\infty} F(\mathbf{x}) = 0$
- $\lim_{\mathbf{x} \rightarrow \infty} F(\mathbf{x}) = 1$
- Funkce je neklesající a zleva spojitá v každé proměnné
- $P(a_1 \leq X_1 < b_1, a_2 \leq Y < b_2) = F(b_1, b_2) - F(b_1, a_2) - F(a_1, b_2) + F(a_1, a_2)$

V případě **náhodného vektoru s diskrétním rozdělením** definujeme sdruženou distribuční funkci jako $F(x_1, \dots, x_n) = \sum_{x_{1i} < x_1, \dots, x_{ni} < x_n} P(X_1 = x_{1i}, \dots, X_n = x_{ni})$, kde $P(x_{1i}, \dots, x_{ni})$ je **sdružená**

pravděpodobnostní funkce. V případě **náhodného vektoru se spojitým rozdělením** platí běžné definice rozložené do více dimenzí.



Chceme-li určit distribuční funkci veličiny X z dvousložkového vektoru, mluvíme o **marginální distribuční funkci** $F_x(x) = P(X < x) = \lim_{y \rightarrow \infty} F(x, y)$, $F_y(Y) = P(Y < y) = \lim_{x \rightarrow \infty} F(x, y)$.

Chceme-li určit hustotu pravděpodobnosti veličiny X z dvousložkového vektoru, mluvíme o **marginální hustotě pravděpodobnosti** $f_x(x) = \int_{y \rightarrow \infty} F(x, y)$, $f_y(y) = \int_{x \rightarrow \infty} F(x, y)$.

Složky X, Y dvousložkového náhodného vektoru jsou navzájem nezávislé právě tehdy, jsou-li nezávislé náhodné veličiny X, Y . Platí tedy, že $F(x, y) = F_x(x)F_y(y)$. Z těchto údajů můžeme vytvořit korelační tabulku.

Pro náhodný vektor je definována **podmíněná pravděpodobnostní funkce** $f(x|y) = \frac{f(x,y)}{f_y(y)}$.

Charakteristiky náhodného vektoru

Smíšený obecný moment řádu k, n : $\mu'_{kn} = E(X^k Y^n)$.

Smíšený centrální moment řádu k, n : $\mu_{kn} = E[(X - EX)^k (Y - EY)^n]$

Kovariance je nejjednodušším ukazatelem souvislosti dvou náhodných veličin $Cov(X, Y) = \mu_{11} = E[(X - EX)(Y - EY)]$. Kladná hodnota kovariance znamená, že se zvětšením hodnoty X se pravděpodobně zvýší i hodnota Y , oproti tomu záporná hodnota kovariance znamená, že se zvětšením hodnoty X se pravděpodobně sníží hodnota Y . Často definujeme kovarianční matici

$$\begin{bmatrix} DX & Cov(X, Y) \\ Cov(X, Y) & DY \end{bmatrix}.$$

Jednoduchý korelační koeficient je mírou lineární závislosti dvou náhodných veličin definovaný jako $\rho_{x,y} = \frac{Cov(X,Y)}{\sqrt{DX \cdot DY}}$. Mohou být nekorelované, pozitivně korelované a negativně korelované.

Diskrétní rozdělení pravděpodobnosti

Definujeme **Bernoulliho pokusy** posloupnost nezávislých pokusů majících pouze 2 možné výsledky a pravděpodobnost výskytu události p je konstantní v každém pokuse.

Poissonův proces popisuje výskyt náhodných událostí na nějakém pevném časovém intervalu – speciální případ bodového procesu. Každý proces musí dodržet následující předpoklady – rychlost výskytu událostí je konstantní v průběhu celého intervalu a jednotlivé události musí být nezávislé.

Hypergeometrická náhodná veličina

Předpokládejme, že v souboru N prvků M prvků s danou vlastností a zbylých $(N - M)$ prvků tuto vlastnost nemá. Postupně vybereme ze souboru n prvků, z nichž žádný nevracíme zpět. Definujme náhodnou veličinu X jako počet se sledovanou vlastností ve výběru n prvků, pak tato veličina má hypergeometrické rozdělení s parametry N, M, n , což značíme $X \rightarrow H(N; M; n)$.

$$P(X = k) = \frac{\binom{M}{k} \binom{N-M}{n-k}}{\binom{N}{n}}$$

Hypergeometrické rozdělení využijeme při statistické kontrole jakosti, když zkoumáme jakost malého počtu výrobků nebo když kontrola má ráz destrukční zkoušky.

Binomická náhodná veličina

Binomická náhodná veličina X je definována jako počet výskytu události v n Bernoulliho pokusech. Pro rozložení veličiny $X \rightarrow Bi(n, p)$ musíme znát počet pokusů n a pravděpodobnost výskytu události p .

$$P(X = k) = \binom{n}{k} p^k (1 - p)^{n-k}$$

Je-li výběrový poměr $\frac{n}{N}$ v hypergeometrickém rozdělení menší než 0,05, lze hypergeometrické rozdělení nahradit binomickým $H(N; M; n) \rightarrow Bi(n; \frac{M}{N})$.

Variantou binomické veličiny pro $n = 1$ je **alternativní náhodná veličina**. Pokud $X \rightarrow A(p)$, poté $P(X = 1) = p, P(X = 0) = 1 - p$.

Geometrická náhodná veličina

Geometrická náhodná veličina X je definovaná jako počet Bernoulliho pokusů do prvního výskytu události, **včetně něj**. Značíme $X \rightarrow G(p)$, kde p je pravděpodobnost výskytu události.

$$P(X = n) = p(1 - p)^{n-1}$$

Negativně binomická náhodná veličina

Negativně binomická náhodná veličina X je definována jako počet Bernoulliho pokusů; do k -tého výskytu události, včetně k -tého výskytu. Geometrická náhodná veličina je speciálním případem negativně binomické náhodné veličiny pro $k = 1$. Značíme $X \rightarrow NB(k, p)$, kde k je požadovaný počet výskytů události a p je pravděpodobnost výskytu události.

$$P(X = n) = \binom{n-1}{k-1} p^k (1-p)^{n-k}$$

Poissonovo rozdělení pravděpodobnosti

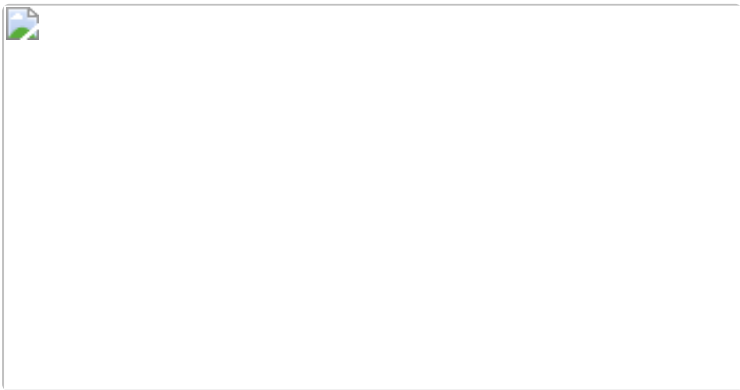
Definujme si náhodný pokus jako Poissonův proces probíhající v čase t s rychlostí výskytu λ . Pokud veličina X značí počet výskytu události v časovém intervalu t poté $X \rightarrow Po(\lambda t)$.

$$P(X = k) = \frac{(\lambda t)^k e^{-\lambda t}}{k!}$$

Je-li počet pokusů $n \rightarrow \infty$ a pravděpodobnost výskytu události $p \rightarrow 0$, poté můžeme binomické rozdělení aproximovat Poissonovým rozdělením $Bi(n, p) \sim Po(\lambda)$, $\lambda = np$. Dobrou aproximaci splňují podmínky $n > 30$ a $p < 0.3$.

Spojité rozdělení pravděpodobnosti

Pro nezápornou náhodnou veličinu X se spojitým rozdělením definujeme pro $F(t) \neq 1$ **intenzitu poruch** $\lambda(t) = \frac{f(t)}{1-F(t)}$. Představuje-li náhodná veličina X dobu do poruchy nějakého zařízení, pak intenzita poruch vyjadřuje, že pokud do času t nedošlo k žádné poruše, tak pravděpodobnost, že k ní dojde v následujícím okamžiku malé délky dt , je přibližně $\lambda(t) \cdot dt$.



Křivka na obrázku se nazývá **vanová křivka** a obvykle se dělí na tři úseky.

1. V prvním úseku křivka poruch klesá. Odpovídající časový interval se nazývá **období časných poruch**. Příčinou zvětšené intenzity poruch v tomto období jsou poruchy v důsledku výrobních vad, nesprávné

montáže, chyb při návrhu nebo při výrobě.

2. Ve druhém úseku dochází k běžnému využívání zaběhnutého výrobku, k poruchám dochází většinou z vnějších příčin, nedochází k opotřebení, které by změnilo funkční vlastnosti výrobku. Např. exponenciální rozdělení.
3. Ve třetím úseku procesy stárnutí a opotřebení mění funkční vlastnosti výrobku, projevují se nastřádané otřesy, trhliny a intenzita poruch vzrůstá. Např. Erlangovo rozdělení.

Rovnoměrné rozložení

Rozložení s hustotou pravděpodobností je konstantní na intervalu $\langle a, b \rangle$. Náhodnou veličinu s tímto rozdělením značíme $X \rightarrow R(a, b)$

$$f(x) = \begin{cases} \frac{1}{b-a} & x \in \langle a, b \rangle \\ 0 & \text{jinde} \end{cases}$$

Exponenciální rozdělení

Mějme Poissonův proces, tj. v určitém časovém intervalu se s konstantní rychlostí výskytu λ objevují události, které jsou na sobě nezávislé. Poté exponenciální rozdělení značí dobu do výskytu první události. Náhodnou veličinu X s exponenciálním rozdělením značíme $X \rightarrow E(\lambda)$, kde λ je parametrem Poissonova procesu.

$$f(t) = \lambda e^{-\lambda t}$$

Exponenciální rozdělení bývá někdy nazýváno **rozdělení bez paměti** $P(X > (t_1 + t_2) | X > t_1) = P(X > t_2)$. Toto rozdělení dobře popisuje dobu života zařízení, u kterých dochází k poruše ze zcela náhodných příčin.

Exponenciální rozdělení je využito v teorii hromadné obsluhy nebo v teorii spolehlivosti.

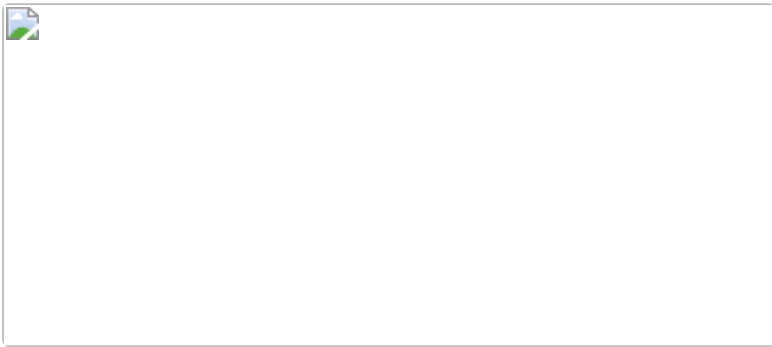
Erlangovo rozdělení

Určitým zobecněním exponenciální náhodné veličiny je veličina s Erlangovým rozdělením, která popisuje dobu do výskytu k -té události v Poissonově procesu. Erlangovo rozdělení je speciálním typem tzv. Gamma rozdělení pro k z množiny celých čísel. Značíme $X_k \rightarrow Erlang(k, \lambda)$, kde k je počet událostí (parametr tvaru) a λ je rychlost výskytu těchto událostí.

$$f(t) = \lambda e^{-\lambda t} \cdot \frac{(\lambda t)^{k-1}}{(k-1)!}$$

Intenzita poruch je v případě Erlangova rozdělení rostoucí funkce a proto je toto rozdělení vhodné pro modelování procesů stárnutí.

Weibullovo rozdělení



Weibullovo rozdělení je velmi flexibilní a proto se jím popisují veličiny jako doba do poruchy. Používá se při popisu komponent v období raných poruch nebo v období stárnutí. Weibullovo rozdělení má dva parametry Θ – parametr měřítka, scale, závisí na materiálu, namáhání a podmínkách užívání – a β – parametr tvaru, shape, na jeho hodnotě závisí tvar intenzity poruch a tím i vhodnost použití pro určité období doby života. Veličinu značíme $X \rightarrow W(\Theta, \beta)$.

$$F(t) = 1 - e^{-\left(\frac{t}{\Theta}\right)^{\beta}}$$

Pro intenzitu poruch platí $\lambda(t) = konst. \cdot t^{\beta-1}$, tudíž tvar intenzity poruch závisí na volbě parametru β .

$0 < \beta < 1$	období dětských nemocí	klesající funkce
$\beta = 1$	období stabilního života	exponenciální rozdělení
$1 < \beta < 2$	období stárnutí	konvexní, rostoucí funkce
$\beta = 2$	období stárnutí	lineárně rostoucí funkce
$\beta > 2$	období stárnutí	konkávní, rostoucí funkce

Normální rozdělení

Lze říci, že normální rozdělení je vhodným pravděpodobnostním modelem tehdy, působí-li na kolísání náhodné veličiny velký počet nepatrných a vzájemně nezávislých vlivů. Za určitých podmínek lze pomocí něj aproximovat řadu jiných spojitých i nespojitých rozdělení. Normální rozdělení má dva parametry: μ – střední hodnotu charakterizující polohu a σ^2 – rozptyl. Náhodnou veličinu s normálním rozdělením značíme $X \rightarrow N(\mu; \sigma^2)$.

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

Normované normální rozdělení

Normální rozdělení se středním hodnotou rovnou nule a jednotkovým rozptylem. To, že má náhodná veličina $Z \rightarrow N(0, 1)$.

$$\varphi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \cdot e^{-\frac{x^2}{2}}$$

Nechť $X \rightarrow N(\mu, \sigma^2)$, poté definujme $Z = \frac{X-\mu}{\sigma}$ se stejným, ale normovaným rozdělením. Mezi distribuční funkci normální a normované normální náhodné veličiny platí vztah $F(x) = \Phi\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)$.

Pravidlo 6σ je jedním ze základních principů, na nichž stojí kontrola kvality a jakosti. Máme-li data pocházející z normálního rozdělení o parametrech μ, σ^2 , pak téměř všechna (99,8 %) leží v intervalu $\mu \pm 3\sigma$.

χ^2 rozdělení

Nechť Z_1, \dots, Z_n jsou nezávislé náhodné veličiny, $Z_i \rightarrow N(0, 1)$. Poté náhodná veličina $\chi_n^2 = \sum Z_i^2 \rightarrow \chi^2(n)$ má chí-kvadrát rozdělení o n stupních volnosti. $E(\chi_n^2) = n, D(\chi_n^2) = 2n$.

Studentovo rozdělení

Náhodná veličina $t_n = \frac{Z}{\sqrt{\frac{\chi_n^2}{n}}}$ má Studentovo rozdělení o n stupních volnosti. $E(\chi_n^2) = 0, D(\chi_n^2) = \frac{n}{n-2}$.

Tvarem Studentova rozdělení je také symetrická zvonovitá křivka, stejně jako o normálního rozdělení. Pro velká n je rozdělení blízké k $N(0, 1)$.

Fisherovo-Snedecorovo rozdělení

Náhodná veličina $F_{n,m} = \frac{\frac{\chi_m^2}{m}}{\frac{\chi_n^2}{n}}$ má Fisherovo-Snedecorovo rozdělení o m a n stupních volnosti. $E(F_{m,n}) = \frac{m}{m-2}$. Pro velká m se střední hodnota blíží k 1.

Limitní věty

Definujme **konvergenci podle pravděpodobnosti ke konstantě**: je dána posloupnost náhodných veličin $\{X_n\} = (X_1, \dots, X_n)$ a reálné číslo a , poté pokud pro $\varepsilon > 0$ platí $\lim_{n \rightarrow \infty} P(|X_n - a| < \varepsilon) = 1$, pak říkáme posloupnost $\{X_n\}$ konverguje k a podle pravděpodobnosti. Značíme $X_n \xrightarrow{p} \mu$.

Definujeme **konvergenci v distribuci**: je dána posloupnost náhodných veličin $\{X_n\}$ a náhodná veličina X s distribuční funkcí $F(x)$. Jestliže $\lim_{n \rightarrow \infty} F_n(x) = F(x)$, pak říkáme, že posloupnost náhodných veličin $\{X_n\}$ konverguje k náhodné veličině X v distribuci a $F(x)$ nazýváme **asymptotickou distribuční funkcí**. Poté můžeme náhodnou veličinu X_n aproximovat asymptotickou distribuční funkcí.

Je-li X libovolná náhodná veličina se střední hodnotou EX a konečným rozptylem $DX = \sigma^2$, pak **Čebyševova nerovnost** odhaduje pravděpodobnost odchylky náhodné veličiny X od její střední hodnoty.

$$\forall \epsilon > 0 : P(|X - EX| \geq \epsilon) \leq \frac{DX}{\epsilon^2}$$

Čebyševova nerovnost pro případ, kdy chceme odhadnout pravděpodobnost, že náhodná veličina X je od své střední hodnoty vzdálená o více než k -násobek směrodatná odchylky σ

$$\forall \sigma, k > 0 : P(|X - EX| \geq k\sigma) \leq \frac{1}{k^2}$$

Zákon velkých čísel označuje tvrzení o konvergenci průměru v posloupnosti náhodných veličin: X_1, \dots, X_n jsou nezávislé náhodné veličiny, jejichž střední hodnoty jsou rovny μ . Jestliže $\overline{X_n}$ definujeme jako $\overline{X_n} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n X_j$, pak posloupnost $(\overline{X_n} \xrightarrow{p} \mu)$. Posloupnost nemusí mít stejné rozdělení, a zároveň nemáme žádné požadavky na jejich rozptyl.

Důsledkem zákona velkých čísel je **Bernoulliho věta**, která tvrdí, že relativní četnost sledovaného jevu stochasticky konverguje (konverguje podle pravděpodobnosti) k jeho pravděpodobnosti. Necht' X_1, X_2, \dots jsou nezávislé náhodné veličiny s alternativním rozdělením s parametrem p , jestliže $\overline{X_n}$ definujeme jako $\overline{X_n} = \frac{1}{n} \sum X_j$, pak $(\overline{X_n} \xrightarrow{p} p)$.

Centrální limitní věta

O náhodných veličinách, jež konvergují v distribuci k normálnímu rozdělení, říkáme, že mají **asymptoticky normální rozdělení**.

Lindenberg-Lévy – jestliže X_1, \dots, X_n jsou nezávislé náhodné veličiny se stejnými středními hodnotami μ a se stejnými rozptyly σ^2 , pak platí

$$Y_n = \frac{\sum X_i - n\mu}{\sigma\sqrt{n}} \Rightarrow \lim_{n \rightarrow \infty} P(Y_n < u) = \Phi(u)$$

Čili Y_n má asymptoticky normální rozdělení $N(0, 1)$. Proto platí, že

- $X = \sum X_i \Rightarrow EX = n\mu, DX = n\sigma^2$,
rozdělení náhodné veličiny X lze aproximovat rozdělením $N(n\mu; n\sigma^2)$
- $\overline{X} = \frac{\sum X_i}{n} = \frac{X}{n} \Rightarrow E\overline{X} = \mu, D\overline{X} = \frac{\sigma^2}{n}$
rozdělení náhodné veličiny \overline{X} lze aproximovat rozdělením $N(\mu, \frac{\sigma^2}{n})$

Moivre-Laplace – necht' $X \rightarrow Bi(n; p)$, $EX = np$; $DX = np(1 - p)$, potom pro velká n platí, že:

$$U = \frac{X - np}{\sqrt{np(1-p)}} \rightarrow N(0, 1)$$

Aproximace binomického rozdělení normálním se zlepšuje s rostoucím rozptylem. Poměrně dobré výsledky dává tato aproximace v případě, že $np(1-p) > 9$ nebo $\min\{np; n(1-p)\} > 5$.

Aproximace rozdělení výběrové relativní četnosti normálním rozdělením – máme-li n Bernoulliho pokusů, při kterých nastane k výskytů nějaké události, můžeme určit výběrovou relativní četnost $p = \frac{k}{n} = \frac{\sum X_i}{n}$, kde $X_i \rightarrow A(\pi)$. Na základě Lindenberg-Lévy můžeme tento součet aproximovat normálním rozdělením $\sum X_i = N(n\pi, n\pi(1-\pi))$, jejich průměr $p \rightarrow N\left(\pi, \frac{\pi(1-\pi)}{n}\right)$ a $\frac{p-\pi}{\sqrt{\frac{\pi(1-\pi)}{n}}} \rightarrow N(0, 1)$. Pro přesnější výpočty se provádí **oprava na spojitost**.

$$P\left(k_1 < \sum X_i < k_2\right) = F(k_2) - F(k_1) \approx \Phi\left(\frac{k_2 + 0.5 - np}{\sqrt{np(1-p)}}\right) - \Phi\left(\frac{k_1 - 0.5 - np}{\sqrt{np(1-p)}}\right)$$

Aproximace Poissonova rozdělení normálním rozdělením – pokud interval $(0, t)$ je dostatečně velký, lze Poissonovo rozdělení aproximovat $X \rightarrow Po(\lambda t) \rightarrow N(\lambda t, \lambda t)$ pro dostatečně velké t . Dále lze průměrný počet výskytů událostí za časovou jednotku aproximovat normálním rozdělením $Y = \frac{X}{t} \rightarrow N\left(\lambda, \frac{\lambda}{t}\right)$.

$$P(k_1 < X < k_2) = F(k_2) - F(k_1) \approx \Phi\left(\frac{k_2 + 0.5 - \lambda t}{\sqrt{\lambda t}}\right) - \Phi\left(\frac{k_1 - 0.5 - \lambda t}{\sqrt{\lambda t}}\right)$$

Náhodné výběry a jejich zpracování

Náhodný výběr je speciální náhodný vektor, jehož složky jsou nezávislé náhodné veličiny se stejným rozdělením pravděpodobnosti. Opakujeme-li n -krát nezávisle pokus, jehož výsledkem je náhodná veličina X s distribuční funkcí $F(x)$, sledujeme náhodný výběr $X = (X_1, \dots, X_n)$, $X_i \sim F(x)$ z rozdělení $F(x)$, kde n značí rozsah výběru. Obvykle rozdělujeme náhodné výběry na **malé** pro $n \leq 30$ a **velké** pro $n > 30$. Náhodný výběr má simultánní distribuční funkci $F(x) = \prod F(x_i)$ a simultánní hustotu pravděpodobností $f(x) = \prod f(x_i)$.

$$1. T_1(X) = \overline{X_n} = \frac{\sum_i X_i}{n}, E\overline{X_n} = EX_i$$

výběrový průměr pro odhad střední hodnoty

$$2. T_2(X) = \frac{1}{n-1} \sum_i (X_i - \overline{X_n})^2, E(T_2(X)) = DX_i$$

výběrový rozptyl, $T_3(X) = \sqrt{T_2(X)} = S$ výběrová směrodatná odchylka

Předpokládejme, že $X = (X_1, \dots, X_n)$, $X_i \rightarrow N(\mu, \sigma^2)$. Definujme výběrová rozdělení

$$1. \overline{X_n} \rightarrow N\left(\mu, \frac{\sigma^2}{n}\right)$$

$$2. Z_n = \frac{\overline{X_n} - \mu}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}} \rightarrow N(0, 1)$$

$$3. \frac{S_x^2}{\sigma_x^2}(n-1) \rightarrow \chi^2(n-1)$$

jeden stupeň volnosti ztrácíme na náhradu μ za \overline{X}_n

$$4. \frac{(\overline{X}_n - \mu)}{S} \sqrt{n} \rightarrow t_{n-1}$$

Předpokládejme navíc, že $Y = (Y_1, \dots, Y_m), Y_i \rightarrow N(\mu', \sigma'^2)$.

$$5. \frac{\overline{X} - \overline{Y} - (\mu - \mu')}{\sqrt{\frac{\sigma_x^2}{n} + \frac{\sigma'^2}{m}}} \rightarrow N(0, 1)$$

$$6. \frac{\frac{S_x^2}{\sigma_x^2}(n-1)}{\frac{S_y^2}{\sigma_y^2}(m-1)} = \frac{\frac{S_x^2}{\sigma_x^2}}{\frac{S_y^2}{\sigma_y^2}} \rightarrow F_{n-1, m-1}$$

Předpokládejme navíc, že $\sigma_x^2 = \sigma_y^2$.

$$7. \frac{\overline{X} - \overline{Y} - (\mu - \mu')}{\sqrt{S_x^2(n-1) + S_y^2(m-1)}} \cdot \sqrt{\frac{nm}{n+m}} \cdot \sqrt{n+m-2} \rightarrow t_{n+m-2}$$

Teorie odhadu

Nechť máme náhodný výběr $X = (X_1, \dots, X_n) \sim F(x, \Theta)$. Cílem naší teorie odhadu je pro známé pravděpodobnostní rozdělení F najít parametr $\Theta \in \Omega$, kde Ω značí parametrický prostor pomocí výběrové charakteristiky **odhadu** $\widehat{\Theta} = T(X)$ pro nalezení **bodového odhadu** $t(x)$. Aby odhad byl přesný, požadujeme splnění tří vlastností odhadu – nestrannost, konzistence a efektivita.

Nestrannost odhadu – požadujeme, aby $\forall \Theta \in \Omega : E\widehat{\Theta} = \Theta$. Často požadujeme, aby byl odhad alespoň **asymptoticky nestranný** $\forall \Theta \in \Omega : \lim_{n \rightarrow \infty} E\widehat{\Theta}_n = \Theta$.

- Výběrový průměr $\widehat{\Theta} = \overline{X}$ je nestranným odhadem střední hodnoty.

Konzistence odhadu – požadujeme, aby byl nestranný nebo asymptoticky nestranný a zároveň $\lim_{n \rightarrow \infty} D\widehat{\Theta}_n = 0$.

- Výběrový průměr $\widehat{\Theta} = \overline{X}$ je konzistentním odhadem střední hodnoty, neboť $D\widehat{\Theta} = \frac{\sigma^2}{n} \rightarrow 0$.

Efektivnost odhadu – odhad je efektivní, značíme $\widehat{\Theta}_0$, právě tehdy když je nestranný a zároveň $\forall \widehat{\Theta}_1, E\widehat{\Theta}_1 = \Theta : D\widehat{\Theta}_0 \leq D\widehat{\Theta}_1$.

Intervalový odhad

Často hledáme **intervalový odhad** – hledáme funkce $T_D(X)$ a $T_H(X)$ tak, aby $P(T_D \leq \Theta \leq T_H) = 1 - \alpha$, kde α je nejčastěji 0.01. Těmto mezím říkáme **interval spolehlivosti pro Θ** se spolehlivostí $1 - \alpha$. Konkrétní reprezentaci $t_D(X)$ a $t_H(X)$ nazýváme **intervalový odhad pro Θ** se spolehlivostí $1 - \alpha$.

Rozdělme $\alpha = \alpha_1 + \alpha_2; \alpha_1, \alpha_2 \geq 0$ tak, aby $P(\Theta \leq T_H(X)) = 1 - \alpha_2$ a $P(\Theta < T_D(X)) = \alpha_1$. Nejčastěji volíme $\alpha_1 = \alpha_2 = \frac{\alpha}{2}$ nebo $\alpha_1 = \alpha, \alpha_2 = 0$ pro jednostranný interval spolehlivosti.

1. Zvolme vhodnou $T(X)$, ze které jsme schopni odvodit T_D a T_H .

2. Algebraickou metodou najděme T_D a T_H .

Testování hypotéz

Testování hypotéz je pojat jako rozhodovací proces, v němž proti sobě stojí dvě tvrzení. **Nulová hypotéza** H_0 představuje rovnovážný stav, bývá vyjádřena rovností. Jde o tvrzení o populaci, které je bráno jako předpoklad při testování. Oproti ní stavíme tzv. **alternativní hypotézu** H_A . Ta představuje porušení rovnovážného stavu a zapisujeme je nerovností nebo nerovnicí. Alternativní hypotézu volíme v souladu s daty.

Čistý test významnosti zodpovídá otázku, zda získaný náhodný výběr X je či není extrémní s ohledem na testovanou hypotézu (zda zjištěné údaje podporují nulovou hypotézu).

1. Formulace nulové hypotézy H_0 a alternativní hypotézy H_A .

2. Volba testové statistiky $T(X)$ – funkce výběru, která vyjadřuje sílu platnosti nulové hypotézy ve srovnání s hypotézou alternativní. Je třeba znát nulové rozdělení $F_0(x) = P(T(X) < x | H_0)$.

3. Výpočet pozorované hodnoty testové statistiky x_{OBS} .

1. Je-li H_A ve tvaru „<“: $p_{value} = F_0(x_{OBS})$.

2. Je-li H_A ve tvaru „>“: $p_{value} = 1 - F_0(x_{OBS})$.

3. Je-li H_A ve tvaru „≠“ a nulové rozdělení je symetrické: $p_{value} = 2 \min \{F_0(x_{OBS}); 1 - F_0(x_{OBS})\}$.

4. p_{value} určuje minimální hladinu významnosti, na níž bychom při daném výběrovém souboru mohli nulovou hypotézu zamítnout. Čím menší je p_{value} , tím silnější je výpověď náhodného výběru proti nulové hypotéze. Nejběžněji:

1. Je-li $p_{value} < 0.01 = \alpha$: zamítáme H_0 .

2. Je-li $0.01 < p_{value} < 0.05$: nedokážeme rozhodnout.

3. Je-li $p_{value} > 0.05$: nezamítáme H_0 .

Jelikož při rozhodování o nulové hypotéze vycházíme z výběrového souboru, který nemusí dostatečně přesně odpovídat vlastnostem základního souboru, můžeme se při rozhodování dopustit chyby.

VÝSLEDEK TESTU

SKUTEČNOST	Nezamítáme H_0		Zamítáme H_0	
	Platí H_0	OK, pravděpodobnost $1 - \alpha$ zvaná <i>spolehlivost</i>	Chyba 1. druhu, pravděpodobnost α zvaná <i>hladina významnosti</i>	OK, pravděpodobnost $\gamma := 1 - \beta$ zvaná <i>síla testu</i>
	Platí H_A	Chyba 2. druhu, pravděpodobnost β		



Pravděpodobnost chyby 2. druhu závisí na přesné hodnotě alternativní hypotézy.

Dokážeme určit β pro případ, že alternativní hypotéza je přesně specifikována. **Operativní charakteristika** je závislost pravděpodobnosti chyby 2. druhu na přesné specifikaci alternativní hypotézy.

Při testování více než dvou hypotéz nelze použít testování „po dvojicích“, neboť $P(\min p_1, \dots, p_k < p) \approx np \sim 1$.

ANOVA Analýza rozptylu

Předpokládejme k datových tříd z normálního rozdělení a mající stejný rozptyl – homoskedaticitu, každá z nich n_i hodnot ($N = \sum_i n_i$). Testujeme hypotézu $H_0 : \mu_1 = \dots = \mu_k$ proti alternativně $H_A : \neg H_0$. Hledáme takovou testovou statistiku F , která nejen umožní implementaci H_0 , ale je i citlivá na platnost H_0 .

Sestavme **totální variabilitu** $SS_T = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} (X_{ij} - \bar{X})^2$, kde \bar{X} je výběrový průměr ze všech pozorovaných hodnot. Rozdělme $SS_T = SS_W + SS_B = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} (X_{ij} - \bar{X}_i)^2 + \sum_{i=1}^k n_i (\bar{X}_i - \bar{X})^2$, kde SS_W je vnitřní variabilita a SS_B je mezitřídní variabilita. Zavedme **vnitřní výběrový rozptyl** jako $S_W^2 = \frac{SS_W}{N-k}$, **mezitřídní výběrový rozptyl** $S_B^2 = \frac{SS_B}{k-1}$ a **F-poměr** jako $F = \frac{S_B^2}{S_W^2} \rightarrow F_{k-1, N-k}$.

Post Hoc je proces, který provádíme v případě, že zamítneme H_0 . Cílem je vytvořit takové rozdělení datových tříd, v rámci kterých platí H_0 . Můžeme využít statistiku $LSD_{i,j} = \frac{\bar{X}_i - \bar{X}_j - (\mu_i - \mu_j)}{\sqrt{\frac{\sigma^2}{n_i} + \frac{\sigma^2}{n_j}}} \cdot \frac{1}{\sqrt{\frac{S_W^2}{\sigma^2} \frac{(N-k)}{N-k}}} = \frac{\bar{X}_i - \bar{X}_j}{S_W \cdot \sqrt{\frac{1}{n_i} + \frac{1}{n_j}}}$

pro porovnání.

V případě, že nejsou splněny požadavky ANOVA analýzy, můžeme využít **Kruskal-Wallisův test**, kde rozhodujeme o $H_0 : x_{0.51} = \dots = x_{0.5k}$.

Regresní analýza

Regrese značí systematické změny jedné veličiny při změnách jiných veličin a popis těchto změn matematickými funkcemi. Snažíme se tedy napozorované hodnoty vyrovnat vhodnou matematickou funkcí.

Vysvětlovaná (závisle) proměnná – proměnná v regresním modelu, jejíž chování se snažíme vysvětlit, popsat matematickou křivkou. Jedná se o proměnnou na levé straně regresní funkce a většinou ji označujeme symbolem A . **Vysvětlující (nezávisle) proměnné** – proměnné v regresním modelu, jejichž chování vysvětluje chování závisle proměnné Y . Jedná se o proměnné na pravé straně regresní funkce a většinou je označujeme symboly X, Z, \dots .

Obecný lineární model

$$Y = \mathbf{X}\beta + e$$

- Y je náhodný vektor n hodnot vysvětlované proměnné
- \mathbf{X} je matice zadaných hodnot vysvětlujících proměnných o rozměrech $n \times k$
- β je vektor $p = k$ neznámých parametrů
- e je vektor n hodnot náhodných chyb

Předpoklady obecného lineárního modelu

1. $\forall i \leq n : Ee_i = 0$
náhodná složka nepůsobí systematickým způsobem na hodnoty vysvětlované proměnné Y
2. $\forall i \leq n : De_i = \sigma^2$
homoskedasticita náhodných složek, variabilita náhodné složky nezávisí na hodnotách vysvětlujících proměnných
3. $\forall i, j \leq n; i \neq j : Cov(e_i, e_j) = 0$
náhodné složky jsou nekorelované
4. \mathbf{X} je nestochastická matice.
5. Parametry $\beta_j, j \leq k$ nabývají libovolných hodnot.

Pokud platí předpoklady 6 a 7, nazýváme model **regresní model**.

6. $h(\mathbf{X}) = k \wedge n > k$
mezi vysvětlujícími proměnnými nebyla funkční lineární závislost
7. $\forall i \leq n : e_i \sim N$
toto také implikuje normalitu proměnné Y

Mezi několik regresních modelů patří:

- Obecná regresní přímka, nebo lineární regrese s jednou vysvětlující proměnnou

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + e_i, \mathbf{X} = \begin{pmatrix} 1 & x_i \\ \cdots & \cdots \\ 1 & x_n \end{pmatrix}, \beta = \begin{pmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \end{pmatrix}$$

- Kvadratická regrese

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + \beta_2 x_i^2 + e_i$$

Lineární regrese s jednou vysvětlující proměnnou

Mějme $n > 2$ pozorování, tedy n dvojic (Y_i, x_i) , ze kterých sestavíme model $Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_i + e_i$. Pro jeho určení využijeme metody nejmenších čtverců, tj. $\min \sum_{i=1}^n e_i^2$. Toto vede na soustavu normálních rovnic vedoucí k řešení $b_1 = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x}) Y_i}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}$ a $b_0 = \bar{Y} - b_1 \bar{x}$. Odhadem hodnoty $E(Y|x)$ je poté statistika $\widehat{Y}(x) = b_0 + b_1 x$. Jako vektor **reziduí** považujeme $\widehat{e}_i = Y_i - \widehat{Y}_i$.

Pro hledání intervalového odhadu pro $E(Y|x)$ budeme vycházet ze statistiky $\frac{\widehat{Y}(x) - \beta_0 - \beta_1 x}{S_{\widehat{Y}}} \sim t_{n-2}$.