

Zusammenfassung Stochastik 3

© Tim Baumann, <http://timbaumann.info/uni-spicker>

Modell. Gegeben sei ein Parametrisches Modell, d. h. eine Zufallsgröße X , deren Verteilungsfunktion $P_X \in \{P_\vartheta \mid \vartheta \in \Theta \subset \mathbb{R}^n\}$ von einem Parameter ϑ abhängt.

Problem. Anhand einer **Stichprobe** $x_1, \dots, x_n \in \mathbb{R}^1$ von X (d. h. x_1, \dots, x_n sind Realisierung von iid ZGen $X_1, \dots, X_n \sim P_X$) ist zu entscheiden, ob die sogenannte **Nullhypothese** $H_0 : \vartheta \in \Theta_0 \subset \Theta$ oder eine **Gegenhypothese** $H_1 : \vartheta \in \Theta_1 = \Theta \setminus \Theta_0$ angenommen oder abgelehnt werden soll.

Def. Der **Stichprobenraum** ist $(\mathbb{R}^n, \mathfrak{B}(\mathbb{R}^n), P_\vartheta \times \dots \times P_\vartheta)$

Terminologie. Die Hypothese H_i heißt **einfach**, falls $|\Theta_i| = 1$, andernfalls **zusammengesetzt**.

Def. Ein (nichtrandomisierter) **Test** für H_0 gegen H_1 ist eine Entscheidungsregel über die Annahme von H_0 basierend auf einer Stichprobe, die durch eine messbare Abbildung $\varphi : \mathbb{R}^n \rightarrow \{0, 1\}$ ausgedrückt wird und zwar durch

$$\varphi(x_1, \dots, x_n) = \begin{cases} 0 & \text{bei Annahme von } H_0, \\ 1 & \text{bei Ablehnung von } H_0. \end{cases}$$

Def. Der **Ablehnungsbereich** oder **kritische Bereich** von φ ist

$$K_n := \{(x_1, \dots, x_n) \in \mathbb{R}^n \mid \varphi(x_1, \dots, x_n) = 1\}.$$

Bem. Es gilt $\varphi = \mathbb{1}_{K_n}$.

Def. Ein **Fehler 1. Art** ist eine Ablehnung der Nullhypothese H_0 , obwohl H_0 richtig ist; ein **Fehler 2. Art** ist eine Annahme von H_0 , obwohl H_0 falsch ist.

Def. Die **Güte- oder Machtfunktion** des Tests φ ist

$$\begin{aligned} m_\varphi : \Theta \rightarrow [0, 1], m_\varphi(\vartheta) &:= \mathbb{E}_\vartheta \varphi(X_1, \dots, X_n) \\ &= \mathbb{P}_\vartheta((X_1, \dots, X_n) \in K_n) \\ &= (P_\vartheta \times \dots \times P_\vartheta)(K_n) \end{aligned}$$

Die Gegenwsk. $(1 - m_\varphi(\vartheta))$ heißt **Operationscharakteristik** von φ .

Bem. Es gilt

$$\begin{aligned} \mathbb{P}_\vartheta(\text{Fehler 1. Art}) &= m_\varphi(\vartheta) \quad \text{für } \vartheta \in \Theta_0, \\ \mathbb{P}_\vartheta(\text{Fehler 2. Art}) &= 1 - m_\varphi(\vartheta) \quad \text{für } \vartheta \in \Theta_1. \end{aligned}$$

Def. Ein Test $\varphi : \mathbb{R}^n \rightarrow \{0, 1\}$ mit

$$\sup_{\vartheta \in \Theta_0} m_\varphi(\vartheta) \leq \alpha$$

heißt **α -Test** o. **Signifikanztest** zum **Signifikanzniveau** $\alpha \in (0, 1)$.

Ein α -Test φ heißt **unverfälscht** (erwartungstreu, unbiased), falls

$$\inf_{\vartheta \in \Theta_1} m_\varphi(\vartheta) \geq \alpha.$$

Situation. Sei nun eine Stichprobenfunktion oder **Teststatistik** $T : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^1$ gegeben. Wir wollen einen Test der einfachen Nullhypothese $H_0 : \vartheta \in \Theta_0 = \{\vartheta_0\}$ entwickeln.

Def. $K_n^T \subset \mathbb{R}^1$ heißt **kritischer Bereich der Teststatistik**, falls

$$K_n = T^{-1}(K_n^T).$$

Bem. Es gilt

$$\begin{aligned} m_\varphi(\vartheta_0) &= \mathbb{P}_{\vartheta_0}((X_1, \dots, X_n) \in K_n) = \\ &= \mathbb{P}_{\vartheta_0}((T(X_1), \dots, T(X_n)) \in K_n^T) = \int_{K_n^T} f_T(x) dx \leq \alpha, \end{aligned}$$

wobei f_T die Dichte von $T(X_1, \dots, X_n)$ unter H_0 ist.

Bsp. Sei $X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$, σ bekannt und $\alpha \in (0, 1)$ vorgegeben. Zum Test von $H_0 : \mu = \mu_0$ vs. $H_1 : \mu \neq \mu_0$ wählen wir als Statistik

$$T(X_1, \dots, X_n) := \frac{\sqrt{n}}{\sigma} (\bar{X}_n - \mu_0) \quad \text{mit } \bar{X}_n := \frac{1}{n} (X_1 + \dots + X_n).$$

Unter Annahme von H_0 gilt $T(X_1, \dots, X_n) \sim \mathcal{N}(0, 1)$.

Der Ablehnungsbereich der Statistik ist

$$K_n^T = \{t \in \mathbb{R}^1 \mid |t| > z_{1-\alpha/2}\} \quad \text{mit } z_{1-\alpha/2} := \Phi^{-1}(1 - \alpha/2).$$

Für $\alpha = 0,5$ gilt beispielsweise $z_{1-\alpha/2} \approx 1,96$.

Bem. Es gilt

$$\begin{aligned} t \in (K_n^T)^c &\iff |t| \leq z_{1-\alpha/2} \iff |\bar{X}_n - \mu_0| \leq \frac{\sigma}{\sqrt{n}} z_{1-\alpha/2} \\ &\iff \mu_0 \in [\bar{X}_n - \frac{\sigma}{\sqrt{n}} z_{1-\alpha/2}, \bar{X}_n + \frac{\sigma}{\sqrt{n}} z_{1-\alpha/2}]. \end{aligned}$$

Letzteres Intervall wird **Konfidenzintervall** für μ_0 zum Konfidenzniveau $1 - \alpha$ genannt.

Bsp. Sei wieder $X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$, σ^2 aber diesmal unbekannt.

Zum Testen von $H_0 : \mu = \mu_0$ vs. $H_1 : \mu \neq \mu_0$ verwenden wir

$$\hat{T}(X_1, \dots, X_n) = \frac{\sqrt{n}}{S_n} (\bar{X}_n - \mu_0), \quad S_n^2 := \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X}_n)^2.$$

Dabei ist S_n die **(korrigierte) Stichprobenvarianz**. Man kann

zeigen, dass $\hat{T}(X_1, \dots, X_n) \sim t_{n-1}$ unter H_0 . Dabei ist t_m die

Student'sche t -Verteilung mit m Freiheitsgraden.

Der Ablehnungsbereich ist

$$K_n^T = \{t \in \mathbb{R}^1 \mid |t| > t_{n-1, 1-\alpha/2}\}.$$

Bem. S_n^2 und \bar{X}_n sind unabhängig für $n \geq 2$.

Diskussion. • Je kleiner α ist, desto „nullhypothesenfreundlicher“ ist der Test. Häufig verwendet wird $\alpha \in \{10\%, 5\%, 1\%, 0,5\%\}$.

• Einseitige Tests: Die Gegenhypothese zu $H_0 : \mu = \mu_0$ ist $H_1 : \mu > \mu_0$. Die Nullhypothese wird nur abgelehnt, falls zu große Stichprobenmittelwerte \bar{x}_n vorliegen. Es ist dann $K_n^T = (z_{1-\alpha}, \infty)$.

Def. Es seien $X_1, \dots, X_n \sim \mathcal{N}(0, 1)$. Dann heißt die Summe $X_1^2 + \dots + X_n^2 \sim \chi_n^2$ **Chi-Quadrat-verteilt** mit n Freiheitsgraden.

Def. Falls $X \sim \mathcal{N}(0, 1)$ und $Y_n \sim \chi_n^2$ unabhängig sind, so heißt

$$\frac{X}{\sqrt{\frac{Y_n}{n}}} \sim t_n$$

t -verteilt mit n -Freiheitsgraden.

Lem. $\frac{n-1}{\sigma^2} S_n^2 \sim \chi_{n-1}^2$

Kor. \hat{T} aus dem zweiten obigen Bsp ist tatsächlich t -verteilt.

Def. Seien $Y_{n_i} \sim \chi_{n_i}^2$, $i = 1, 2$ zwei unabhängige ZGen. Dann heißt

$$\frac{Y_{n_1}/n_1}{Y_{n_2}/n_2} \sim F_{n_1, n_2}$$

F-verteilt (wie Fisher) mit (n_1, n_2) Freiheitsgraden.

Bsp. Sei $X \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2)$ mit μ unbekannt. Wir testen $H_0 : \sigma = \sigma_0$ vs. $H_1 : \sigma \neq \sigma_0$ mit

$$T := \frac{n-1}{\sigma_0^2} S_n^2$$

Unter Annahme von H_0 gilt $T \sim \chi_{n-1}^2$. Falls μ bekannt ist, muss man

$$\tilde{T} := \frac{n}{\sigma_0^2} \tilde{S}_n^2, \quad \tilde{S}_n^2 := \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \mu)^2.$$

als Statistik wählen. Unter Annahme von H_0 ist $\tilde{T} \sim \chi_n^2$.

Bsp. Seien Stichproben $X_1^{(1)}, \dots, X_{n_1}^{(1)} \sim \mathcal{N}(\mu_1, \sigma_1^2)$ und $X_1^{(2)}, \dots, X_{n_2}^{(2)} \sim \mathcal{N}(\mu_2, \sigma_2^2)$ gegeben. Wir wollen $H_0 : \sigma_1 = \sigma_2$ gegen $H_1 : \sigma_1 \neq \sigma_2$ testen. Dazu verwenden wir

$$T = \frac{S_{X^{(1)}}^2}{S_{X^{(2)}}^2}, \quad S_{X^{(j)}}^2 := \frac{1}{n_j-1} \sum_{i=1}^{n_j} (X_i^{(j)} - \bar{X}_n^{(j)})^2.$$

Falls H_0 gilt, so ist $T \sim F_{n_1-1, n_2-1}$.

Bsp. Situation wie im letzten Beispiel mit $\sigma_1 = \sigma_2$. Wir testen $H_0 : \mu_1 = \mu_2$ vs. $H_1 : \mu_1 \neq \mu_2$ mit

$$T = \sqrt{\frac{n_1 \cdot n_2}{n_1 + n_2}} \cdot \frac{\bar{X}_{n_1}^{(1)} - \bar{X}_{n_2}^{(2)}}{S_{n_1, n_2}}, \quad S_{n_1, n_2}^2 = \frac{(n_1-1)S_{X^{(1)}}^2 + (n_2-1)S_{X^{(2)}}^2}{n_1 + n_2 - 2}$$

Unter H_0 gilt $T \sim t_{n_1+n_2-2}$.

Bsp. Seien $\begin{pmatrix} X_1 \\ Y_1 \end{pmatrix}, \dots, \begin{pmatrix} X_n \\ Y_n \end{pmatrix} \sim \mathcal{N}\left(\begin{pmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & \sigma_1 \sigma_2 \rho \\ \sigma_1 \sigma_2 \rho & \sigma_2^2 \end{pmatrix}\right)$.

Wir testen $H_0 : \rho = 0$ vs. $H_1 : \rho \neq 0$ mit

$$T := \frac{\sqrt{n-2} \cdot \hat{\rho}_n}{\sqrt{1 - \hat{\rho}_n^2}}, \quad \hat{\rho}_n := \frac{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X}_n)(Y_i - \bar{Y}_n)}{S_{X,n} \cdot S_{Y,n}}.$$

Falls H_0 richtig ist, so gilt $T \sim t_{n-2}$.

Um $H_0 : \rho = \rho_0 \in (0, 1)$ vs. $H_1 : \rho \neq \rho_0$ zu testen, kann man

$$T = \frac{\sqrt{n-3}}{2} \left(\log \frac{1+\hat{\rho}_n}{1-\hat{\rho}_n} - \log \frac{1+\rho_0}{1-\rho_0} \right)$$

verwenden. Für n groß gilt $T \sim \mathcal{N}(0, 1)$ unter H_0 .

Lem. Seien $(X_n), (Y_n)$ zwei Folgen von ZGn über $(\Omega, \mathfrak{A}, \mathbb{P})$ mit $X_n \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{\mathbb{P}} c = \text{const}$ (d. h. $\forall \epsilon > 0 : \mathbb{P}(|X_n - c| > \epsilon) \rightarrow 0$) und $Y_n \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{d} Y$ (d. h. $\mathbb{P}(Y_n \leq y) \rightarrow \mathbb{P}(Y \leq y)$ für alle Stetigkeitspunkte y der VF $y \mapsto \mathbb{P}(Y \leq y)$). Dann gilt:

$$X_n + Y_n \xrightarrow{d} c + Y, \quad X_n \cdot Y_n \xrightarrow{d} c \cdot Y, \quad Y_n / X_n \xrightarrow{d} Y / c \quad (\text{falls } c \neq 0)$$

und allgemeiner $f(X_n, Y_n) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{d} f(c, Y)$ für jede Fkt $f \in \mathcal{C}(\mathbb{R}^2, \mathbb{R})$.

Bem. Unabhängigkeit von (X_n) und (Y_n) wird nicht vorausgesetzt!

Situation. Sei $T_n = T(X_1, \dots, X_n)$ eine Statistik. Falls der ZGWS für T_n die Form

$$\sqrt{n}(T_n - \vartheta) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{d} \mathcal{N}(0, g(\vartheta))$$

besitzt, so benötigen wir für Hypothesentests eine Möglichkeit, die Abhängigkeit der Varianz von Parameter ϑ zu beseitigen. Man sagt, man führt eine **varianzstabilisierende Transformation** durch. Wir suchen dazu eine stetig diff'bare Funktion $f : \Theta \rightarrow \mathbb{R}^1$, sodass

$$\sqrt{n}(f(T_n) - f(\vartheta)) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{d} \mathcal{N}(0, 1).$$

Man zeigt, dass dafür gelten muss:

$$f'(\vartheta) = \frac{1}{\sqrt{g(\vartheta)}}, \quad \text{also} \quad f(\theta) = \int \frac{d\vartheta}{\sqrt{g(\vartheta)}}.$$

Bspe. • Sei $X \sim \text{Exp}(\mu)$, $\hat{\mu}_n := \frac{1}{\bar{X}_n}$. Dann gilt

$$\sqrt{n}(\bar{X}_n - \frac{1}{\mu}) \xrightarrow{d} \mathcal{N}(0, g(\frac{1}{\mu})) \quad \text{mit} \quad g(\vartheta) := \vartheta^2.$$

$$\rightsquigarrow \text{Mit } f(\theta) := \int \frac{d\vartheta}{\sqrt{g(\vartheta)}} = \int \frac{d\vartheta}{\vartheta} = \log \theta$$

$$\text{gilt } \sqrt{n}(\log(\bar{X}_n) - \log(\frac{1}{\mu})) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{d} \mathcal{N}(0, 1).$$

- Wir wollen eine unbek. Wahrscheinlichkeit p schätzen, etwa durch Wurf einer Münze. Der ZGWS von de-Moivre-Laplace besagt

$$\sqrt{n}(\hat{p}_n - p) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{d} \mathcal{N}(0, p(1-p)),$$

wobei \hat{p}_n die relative Häufigkeit ist. Zur Stabilisierung der Varianz verwenden wir nun

$$f(\theta) := \int \frac{dp}{\sqrt{p(1-p)}} = 2 \arcsin(\sqrt{\theta}).$$

Def. Die k -dim (Gaußsche) Normalverteilung $\mathcal{N}_k(m, C)$ mit EW $m \in \mathbb{R}^k$ und einer nichtnegativ-definiten, symmetrischen Kovarianzmatrix $C \in \mathbb{R}^{k \times k}$ ist gegeben durch die Dichte

$$f_{\mathcal{N}_k(m, C)}(x) := ((2\pi)^{k/2} \sqrt{\det(C)})^{-1} \exp(-\frac{1}{2}(x - m)C^{-1}(x - m)^T).$$

Bem. Bei $k = 2$ schreibt man oft

$$C = \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & \sigma_1 \sigma_2 \rho \\ \sigma_1 \sigma_2 \rho & \sigma_2^2 \end{pmatrix} \quad \text{mit} \quad \rho := \text{Cor}(X_1, X_2).$$

Def. Die **charakteristische Fkt** eines ZV $X = (X_1, \dots, X_k)^T$ ist

$$\varphi : \mathbb{R}^k \rightarrow \mathbb{R}, \quad t \mapsto \mathbb{E} e^{i \langle t, X \rangle} = \int_{\mathbb{R}^k} e^{i(t_1 x_1 + \dots + t_k x_k)} dF_X(x_1, \dots, x_k).$$

Bem. Die charakteristische Funktion von $\mathcal{N}_k(m, C)$ ist

$$\varphi_{\mathcal{N}_k(m, C)}(t) = \exp \left(i \sum_{i=1}^k t_i m_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^k t_i C_{ij} t_j \right).$$

Satz. Für $A \in \mathbb{R}^{k \times l}$ gilt $\mathcal{N}_k(m, C) \cdot A = \mathcal{N}_l(m \cdot A, A^T C A)$.

Aufgabe. Prüfe, ob eine vorliegende Stichprobe x_1, \dots, x_n aus einer bestimmten (stetig oder diskret verteilten) Grundgesamtheit gezogen wurde. Wir testen also $H_0 : F = F_0$ vs. $H_1 : F \neq F_0$.

Verfahren. Wir teilen zunächst \mathbb{R} in Klassen ein,

$$\mathbb{R} = \bigcup_{i=1}^{s+1} I_j \quad \text{mit} \quad I_j := (y_{j-1}, y_j], \quad \text{wobei} \\ -\infty = y_0 < y_1 < \dots < y_s < y_{s+1} = +\infty.$$

Wir setzen

$$h_{n_j} := |\{k \in \{1, \dots, n\} \mid X_k \in I_j\}| \quad (\text{absolute Klassenhäufigkeit}) \\ p_j^{(0)} := \mathbb{P}(X \in I_j) = F_0(y_j) - F_0(y_{j-1}) \quad (\text{Klassenwktn unter } H_0)$$

Die Klassenhäufigkeiten sind nun multinomialverteilt:

$$\mathbb{P}(h_{n_1} = n_1, \dots, h_{n_{s+1}} = n_{s+1}) = \binom{n}{n_1, \dots, n_{s+1}} (p_1^{(0)})^{n_1} \dots (p_{s+1}^{(0)})^{n_{s+1}}.$$

Als (näherungsweise) Maß für die Abweichung einer empirischen Verteilung von F_0 bei gegebener Klasseneinteilung dient

$$T_{n,s+1} := \sum_{j=1}^{s+1} \frac{(h_{n_j} - np_j^{(0)})^2}{np_j^{(0)}}.$$

Satz. $T_{n,s+1} \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{d} \chi_s^2$

Faustregel. Für $np_j^{(0)} \geq 5$, $j = 1, \dots, s+1$ ist $T_{n,s+1}$ mit guter Näherung χ_s^2 -verteilt.

Entscheidungsregel (χ^2 -Anpassungstest). Die Nullhypothese $H_0 : F = F_0$ wird genau dann verworfen, wenn $T_{n,s+1} > \chi_{s,1-\alpha}^2$.

Bemn. • $T_{n,s+1}$ misst eigentlich nicht die Abweichung von der VF F_0 , sondern von der Multinomialverteilung $\mathcal{M}(n, p^{(0)})$.

- Der χ^2 -Anpassungstest gilt als hypothesenfreundlich.

- Es ist üblich, zunächst die Parameter $\vartheta = (\vartheta_1, \dots, \vartheta_r)$ der VF F_0 durch MLE zu schätzen, also durch

$$\hat{\vartheta}_n := \arg \max L(h_{n_1}, \dots, h_{n_{s+1}}; \vartheta), \quad \text{wobei}$$

$$L(h_{n_1}, \dots, h_{n_{s+1}}; \vartheta) := \prod_{j=1}^{s+1} (p_j^{(0)})^{h_{n_j}}.$$

Es kann (unter „natürlichen“ Bedingungen) gezeigt werden, dass

$$T_{n,s+1}(\hat{\vartheta}_n) = \sum_{j=1}^{s+1} \frac{(h_{n_j} - np_j^{(0)}(\hat{\vartheta}_n))^2}{np_j^{(0)}(\hat{\vartheta}_n)} \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{d} \chi_{s-r}^2,$$

wobei r die Anzahl der geschätzten Parameter ist.

- Manchmal wird die Parameter-Schätzung auch direkt aus der SP x_1, \dots, x_n ermittelt (z. B. $\hat{\mu}_n := \frac{1}{n}(x_1 + \dots + x_n)$ für den MW einer Normalverteilung). In manchen Fällen kann dann auf die Reduktion der Freiheitsgrade von s auf $s-r$ verzichtet werden.

Ziel. Überprüfen, ob die Komponenten X und Y eines zweidim. Zufallsvektors $(X, Y)^T$ unabhängig sind.

Verfahren. Seien $I_1, \dots, I_k \subset \mathbb{R}^{n_1}$ und $J_1, \dots, J_l \subset \mathbb{R}^{n_2}$ jeweils Familien paarweise disjunkter Mengen mit $\mathbb{P}(X \in I_1 \cup \dots \cup I_k) = 1$ bzw. $\mathbb{P}(Y \in J_1 \cup \dots \cup J_l) = 1$. Wir setzen

$$p_{ij} := \mathbb{P}((X, Y) \in I_i \times J_j) = \mathbb{P}(\{X \in I_i\} \cap \{Y \in J_j\}),$$

$$p_{i\bullet} := \sum_{j=1}^l p_{ij} = \mathbb{P}(X \in I_i), \quad p_{\bullet j} := \sum_{i=1}^k p_{ij} = \mathbb{P}(Y \in J_j).$$

Wir wollen nun die Nullhypothese $H_0 : \forall (i, j) : p_{ij} = p_{i\bullet} \cdot p_{\bullet j}$ gegen $H_1 : \exists (i, j) : p_{ij} \neq p_{i\bullet} \cdot p_{\bullet j}$ testen. Wir zählen dazu die Häufigkeiten einer Stichprobe $(X_1, Y_1), \dots, (X_n, Y_n)$:

$$h_{ij}^{(n)} := |\{m \in \{1, \dots, n\} \mid (X_m, Y_m) \in I_i \times J_j\}|,$$

$$h_{i\bullet} := \sum_{j=1}^l h_{ij}, \quad h_{\bullet j} := \sum_{i=1}^k h_{ij}.$$

Diese Häufigkeiten werden in einer **Kontingenztafel** dargestellt:

	1	2	...	l	
1	$h_{11}^{(n)}$	$h_{12}^{(n)}$...	$h_{1l}^{(n)}$	$h_{1\bullet}^{(n)}$
2	$h_{21}^{(n)}$	$h_{22}^{(n)}$...	$h_{2l}^{(n)}$	$h_{2\bullet}^{(n)}$
...
k	$h_{k1}^{(n)}$	$h_{k2}^{(n)}$...	$h_{kl}^{(n)}$	$h_{k\bullet}^{(n)}$
	$h_{\bullet 1}^{(n)}$	$h_{\bullet 2}^{(n)}$...	$h_{\bullet l}^{(n)}$	n

Wir können den Test nun wie folgt als Spezialfall des χ^2 -Anpassungstests verstehen: Die Nullhypothese ist, dass die Verteilung von (X, Y) das Produkt der Verteilungen von X und Y ist. Dabei schätzen wir zunächst die Verteilungen von X und Y mit

$$\begin{aligned} &L(h_{1\bullet}^{(n)}, \dots, h_{k\bullet}^{(n)}, h_{\bullet 1}^{(n)}, \dots, h_{\bullet l}^{(n)}; p_{1\bullet}, \dots, p_{k-1,\bullet}, p_{\bullet 1}, \dots, p_{\bullet, l-1}) \\ &:= \prod_{i=1}^k (p_{i\bullet})^{h_{i\bullet}^{(n)}} \cdot \prod_{j=1}^l (p_{\bullet j})^{h_{\bullet j}^{(n)}}. \end{aligned}$$

Diese Funktion wird maximal bei $\hat{p}_{i\bullet} = h_{i\bullet}^{(n)}/n$ und $\hat{p}_{\bullet j} = h_{\bullet j}^{(n)}/n$. Als Test-Statistik verwenden wir

$$\begin{aligned} \hat{T}_{k,l}^{(n)} &:= \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^l \frac{(h_{ij}^{(n)} - n\hat{p}_{i\bullet}\hat{p}_{\bullet j})^2}{n \cdot \hat{p}_{i\bullet}\hat{p}_{\bullet j}} = n \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^l \frac{(h_{ij}^{(n)} - h_{i\bullet}^{(n)} \cdot h_{\bullet j}^{(n)}/n)^2}{h_{i\bullet}^{(n)} \cdot h_{\bullet j}^{(n)}} \\ &\xrightarrow{n \rightarrow \infty} \chi_{k \cdot l - (k-1) - (l-1)}^2 = \chi_{(k-1)(l-1)}^2 \end{aligned}$$

Testregel: Die Nullhypothese wird genau dann abgelehnt, falls

$$\hat{T}_{k,l}^{(n)} > \chi_{(k-1)(l-1), 1-\alpha}^2.$$

Bemn. • Zum Testen eines höherdim. ZV (X_1, \dots, X_r) auf Unabhängigkeit aller Komponenten untersuchen wir die Ereignisse

$$(X_1, \dots, X_r) \in I_{i_1}^{(1)} \times \dots \times I_{i_r}^{(r)} \quad \text{für } (i_1, \dots, i_r) \in \bigtimes_{j=1}^r \{1, \dots, k_j\}$$

für eine passende Intervalleinteilung. Wir verwenden dann

$$\begin{aligned} \hat{T}_{k_1, \dots, k_r}^{(n)} &:= n^{r-1} \sum_{i_1=1}^{k_1} \dots \sum_{i_r=1}^{k_r} \frac{\left(h_{i_1 \dots i_r}^{(n)} - n^{-r+1} \prod_{s=1}^r h_{\bullet \dots \bullet i_s}^{(n)}\right)^2}{\prod_{s=1}^r h_{\bullet \dots \bullet i_s}^{(n)}} \\ &\xrightarrow{n \rightarrow \infty} \chi_{k_1 \dots k_s - k_1 - \dots - k_r + r - 1}^2 \end{aligned}$$

- Im Spezialfall $k=l=2$ (Vierfeldertafel) hat die Statistik die Form

$$\hat{T}_{2,2}^{(n)} = n \cdot \frac{(h_{11}^{(n)} \cdot h_{22}^{(n)} - h_{12}^{(n)} \cdot h_{21}^{(n)})^2}{h_{\bullet 1}^{(n)} \cdot h_{\bullet 2}^{(n)} \cdot h_{1\bullet}^{(n)} \cdot h_{2\bullet}^{(n)}} \xrightarrow{n \rightarrow \infty} \chi_n^2 = \mathcal{N}^2(0, 1)$$

und wir lehnen H_0 genau dann ab, wenn $\hat{T}_{2,2}^{(n)} > \chi_{1, 1-\alpha}^2 = z_{1-\alpha/2}^2$.

Situation. Sei $X_1, \dots, X_n \sim F$ eine math. SP. Wir sortieren die dabei gezogenen Werte aufsteigend: $X_{1:n} \leq X_{2:n} \leq \dots \leq X_{n:n}$.

Dann heißt $\hat{F}_n(x) := 1/n \sum_{i=1}^n \mathbb{1}_{(-\infty, x]}(X_{i:n})$ **empirische VF**.

Satz (Gliwenko, Hauptsatz der math. Statistik).

$$\sup_{x \in \mathbb{R}^1} |\hat{F}_n(x) - F(x)| \stackrel{\mathbb{P}\text{-f. s.}}{\xrightarrow{n \rightarrow \infty}} 0$$

Lem. Sei F stetig. Dann ist die Verteilung von $\sup_x |\hat{F}_n(x) - F(x)|$ nicht von der VF F abhängig. Genauer:

$$\sup_x |\hat{F}_n(x) - F(x)| \stackrel{d}{=} \sup_{0 \leq y \leq 1} |\hat{G}_n(y) - G(y)|,$$

wobei $\hat{G}_n(y) := 1/n \sum_{i=1}^n \mathbb{1}_{[0, y]}(U_i)$ für $U_1, \dots, U_n \sim \mathcal{R}[0, 1]$ i. i. d.

Kor. Sei F stetig, $n \geq 1$. Dann ist die VF

$$K_n(z) := \mathbb{P}(\sqrt{n} \cdot \sup_{x \in \mathbb{R}} |\hat{F}_n(x) - F(x)| \leq z)$$

unabhängig von F .

Satz. Falls F stetig ist, gilt

$$K_n(z) \xrightarrow{n \rightarrow \infty} K(z) := \sum_{k=-\infty}^{\infty} (-1)^k \exp(-2k^2 z^2).$$

Def. Dabei ist K die VF der **Kolmogorow-Verteilung**.

Entscheidungsregel (Kolmogorow-(Smirnow-)Test). Wir testen $H_0 : F = F_0$ gegen $H_1 : F \neq F_1$. Dabei muss F_0 eine stetige VF sein. Wir verwenden dazu

$$T_n := \sqrt{n} \cdot \sup_{x \in \mathbb{R}} |\hat{F}_n(x) - F(x)|.$$

Wir lehnen H_0 genau dann ab, wenn $T_n > K_{1-\alpha}$.

Bemn. • Für kleine $n \in \mathbb{N}$ sollte man $K_{n, 1-\alpha}$ verwenden.

- Für große z ist $K(z) \approx 1 - 2 \exp(-2z^2)$, also $K_{1-\alpha} \approx \sqrt{-1/2 \cdot \log(\alpha/2)}$ für α klein.
- Das Supremum in T_n liegt bei einer Sprungstelle von \hat{F}_n .

Entscheidungsregel. Um $H_0 : F = F_0$ gegen $H_1 : F > F_0$ mit

$$T_n^+ := \sqrt{n} \cdot \sup_{x \in \mathbb{R}} (\hat{F}_n(x) - F(x)).$$

Es gilt

$$K_n^+(z) := \mathbb{P}(T_n^+ \leq z) \xrightarrow{n \rightarrow \infty} {}^+ (z) := K^+(z) := 1 - \exp(-2 \max(0, z)^2)$$

Wir lehnen H_0 ab, falls $T_n^+ > K_{1-\alpha}^+$.

Achtung. Der Kolmogorow-Test kann nicht verwendet werden, wenn die Parameter von F_0 aus der Stichprobe geschätzt werden.

Analoges Vorgehen beim Cramér-von-Mises-Test

Def.

$$\omega_n^2(g) = n \int_{\mathbb{R}^1} g(F(x)) (\hat{F}_n(x) - F(x))^2 \, \mathrm{d}F(x),$$

heißt gewichtete **Cramér-von-Mises-Statistik** oder ω^2 -Statistik. wobei $g : [0, 1] \rightarrow [0, \infty]$ eine Gewichtsfunktion ist.

$g(x) = 1$, $g(x) = 1/x(1-x)$ Anderson-Darling-Statistik

Satz. Sei F stetig. Dann ist

$$\omega_n^2(g) \stackrel{d}{=} n \int_0^1 g(u) (\hat{G}_n(u) - u)^2 \, \mathrm{d}u \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{d} \int_0^1 g(u) (\dot{B}(u))^2 \, \mathrm{d}u =: \omega^2(g).$$

Entscheidungsregel. Wir testen $H_0 : F = F_0$ vs. $H_1 : F \neq F_0$ anhand der CvM-Statistik. Wir lehnen H_0 genau dann ab, wenn $\omega_n^2(g) > \omega_{1-\alpha}^2(g)$.

Situation. Gegeben seien zwei unabhängige SPn $X_1, \dots, X_n \sim F$ i. i. d. und $X_1^*, \dots, X_m^* \sim F^*$ i. i. d., wobei F und F^* stetig sind. Wir wollen testen, ob $H_0 : F = F^*$ oder $H_1 : F \neq F^*$ gilt, indem wir die empirischen VFen \hat{F}_n und \hat{F}_m^* vergleichen. Dazu verwenden wir

$$T_{m,n} := \sqrt{\frac{m \cdot n}{m+n}} \sup_{x \in \mathbb{R}^1} |\hat{F}_n(x) - \hat{F}_n^*(x)|$$

Satz. Falls $F = F^*$ stetig ist, so gilt

$$T_{m,n} \stackrel{d}{=} \sqrt{\frac{m \cdot n}{m+n}} \sup_{0 \leq u \leq 1} \left| \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbb{1}_{[0, u]}(U_i) - \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \mathbb{1}_{[0, U]}(U_j^*) \right|, \text{ wobei}$$

$$X_i \stackrel{d}{=} F^-(U_i), \, i = 1, \dots, n, \, X_j^* \stackrel{d}{=} F^{*, -}(U_j^*), \, j = 1, \dots, m$$

Die Quantilfunktion ist

$$F^-(t) = \begin{cases} \min\{x \in \mathbb{R}^1 \mid F(x) \geq t\} & 0 < t \leq 1, \\ \lim_{t \rightarrow 0} F^-(t) & t = 0 \end{cases}$$

Bem. Asymptotik von $T_{n,m}$ für $m, n \rightarrow \infty$

$$X_{m,n}(u) := \sqrt{\frac{m \cdot n}{m+n}} (\hat{G}_n(u) - \hat{G}_m^*(u)), \quad 0 \leq u \leq 1.$$

$$\mathbb{E} X_{m,n} = \sqrt{\frac{m \cdot n}{m+n}} (\mathbb{E} \mathbb{1}_{[0, u]}(U_1) - \mathbb{E} \mathbb{1}_{[0, u]}(U_1^*)) = 0$$

$$\mathrm{Var}(X_{m,n}) = \frac{m+n}{m \cdot n} (\mathbb{E} (\hat{G}_n(u))^2 + \mathbb{E} (\hat{G}_m(u))^2 - 2 \mathbb{E} \hat{G}_n^*(u) \cdot \mathbb{E} \hat{G}_m^*(u))$$

Genauso wie oben ergibt sich

$$(X_{m,n}(u_1), \dots, X_{m,n}(u_k)) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{d} \mathcal{N}_k(0, \Sigma) \quad \text{mit} \quad \Sigma_{ij} = u_i \wedge u_j - u_i \cdot u_j$$

Daraus folgt die schwache Konvergenz

$$X_{m,n}(-) \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{d} \dot{B}(-)$$

im Skorodoch-Raum $\mathcal{D}[0, 1]$

$$\text{Somit } T_{m,n} = \sup_{0 \leq u \leq 1} |X_{m,n}(u)| \xrightarrow[n \rightarrow \infty]{d} \sup_{0 \leq u \leq 1} |\dot{B}(u)| \sim K$$

Entscheidungsregel. Die Nullhypothese $F = F^*$ wird abgelehnt, falls $T_{m,n} > k_{1-\alpha}$.