

# Inhaltsverzeichnis

<b>I</b>	<b>Grundbegriffe</b>	<b>1</b>
1	Wahrscheinlichkeitsräume . . . . .	1
2	Bedingte Wahrscheinlichkeiten und Unabhängigkeit . . . . .	7
3	Reellwertige Zufallsvariablen . . . . .	11
<b>II</b>	<b>Stochastische Simulation</b>	<b>17</b>
1	Die Methode der direkten Simulation . . . . .	17
2	Zufallszahlen . . . . .	19
3	Die Inversionsmethode . . . . .	24
<b>III</b>	<b>Diskrete Modelle</b>	<b>27</b>
1	Wahrscheinlichkeitsfunktionen . . . . .	27
2	Elementare Kombinatorik . . . . .	28
3	Produkt Räume . . . . .	31
4	Diskrete Zufallsvariablen . . . . .	33
5	Die symmetrische Bernoulli-Irrfahrt . . . . .	44
<b>IV</b>	<b>Grundlagen allgemeiner Modelle</b>	<b>63</b>
1	Die Borelsche $\sigma$ -Algebra in $\mathbb{R}^d$ . . . . .	63
2	Das $d$ -dimensionale Lebesgue-Maß . . . . .	66
3	Verteilungen . . . . .	68
<b>V</b>	<b>Absolutstetige Modelle</b>	<b>73</b>
1	Wahrscheinlichkeitsdichten . . . . .	73
2	Absolutstetig verteilte Zufallsvariablen . . . . .	74
<b>VI</b>	<b>Erwartungswert und Varianz</b>	<b>83</b>
1	Der Erwartungswert . . . . .	83
2	Varianz und Kovarianz . . . . .	88

<b>VII</b>	<b>Grenzwertsätze</b>	<b>93</b>
1	Schwaches Gesetz der großen Zahlen . . . . .	93
2	Starkes Gesetz der großen Zahlen . . . . .	95
3	Zentraler Grenzwertsatz . . . . .	105
<b>VIII</b>	<b>Schließende Statistik</b>	<b>115</b>
1	Statistische Modellbildung und statistisches Entscheiden . . . . .	115
2	Schätzprobleme . . . . .	119
3	Testprobleme . . . . .	132

### 3 Testprobleme

Wir betrachten für ein statistisches Experiment, gegeben durch  $(\Omega, \mathfrak{A}, P^\vartheta)_{\vartheta \in \Theta}$  und  $X = (X_1, \dots, X_n) : \Omega \rightarrow \mathbb{R}^n$ , ein Testproblem, gegeben durch die Hypothese

$$\emptyset \neq \Theta_0 \subsetneq \Theta$$

(„der unbekannte Parameter liegt in  $\Theta_0$ “, „ $\vartheta \in \Theta_0$ “).

**Bezeichnung.** Die Menge  $\Theta \setminus \Theta_0$  heißt *Alternative*.

**Beispiel 1.** Bei einer Maschine zur Produktion von Gewinderingen stellt sich die Frage: Wird in der Produktion ein Nennmaß  $\mu_0$  für den Innendurchmesser eingehalten? Die vorliegenden Daten sind die Innendurchmesser  $x_1, \dots, x_n$  von  $n$  Gewinderingen.

Wir nehmen an, daß diese Innendurchmesser eine Realisierung von unabhängigen normalverteilten Zufallsvariablen mit Erwartungswert  $\mu$  und Varianz  $\sigma^2$  sind. Zu unterscheiden sind zwei Fälle:

- (i) Die Präzision der Maschine, gegeben durch  $\sigma^2$ , ist bekannt.
- (ii) Die Präzision der Maschine ist unbekannt.

**Definition 2.** Ein Verwerfungsbereich  $R_n \in \mathfrak{B}_n$  definiert einen *Signifikanztest* zum Niveau  $\alpha \in ]0, 1[$  (für die Hypothese  $\Theta_0$ ), falls

$$\forall \vartheta \in \Theta_0 : P^\vartheta(\{X \in R_n\}) \leq \alpha.$$

**Bemerkung 3.** Ein Verwerfungsbereich  $R_n$  legt folgende Entscheidung fest: man lehnt die Hypothese genau dann ab, wenn  $x \in R_n$  gilt. Der Verwerfungsbereich definiert genau dann einen Signifikanztest zum Niveau  $\alpha$ , wenn die Wahrscheinlichkeit des Fehlers 1. Art für jedes  $\vartheta \in \Theta_0$  durch  $\alpha$  beschränkt ist, siehe Bemerkung 1.12.

Um kleine Wahrscheinlichkeiten für Fehler 2. Art zu erreichen, sucht man eine Signifikanztest zu gegebenem Niveau  $\alpha$ , dessen Verwerfungsbereich  $R_n$  „möglichst groß“ ist. In dieser Vorlesung werden keine Optimalitätsaussagen der Testtheorie behandelt.

**Bemerkung 4.** Die Formulierung eines Testproblems ist symmetrisch in der Hypothese  $\Theta_0$  und der Alternative  $\Theta \setminus \Theta_0$ . Diese Symmetrie gilt nicht bei Signifikanztests. Signifikanztest zum Niveau  $\alpha$  für

- „ $\Theta_0 =$  schuldig“: Freispruch Schuldiger mit Wahrscheinlichkeit höchstens  $\alpha$ .
- „ $\Theta_0 =$  unschuldig“: Verurteilung Unschuldiger mit Wahrscheinlichkeit höchstens  $\alpha$ .

**Bemerkung 5.** In der Regel (und oBdA) wählt man einen Verwerfungsbereich der Form

$$R_n := \{g_n \in K_n\}$$

mit einer Borel-messbaren Abbildung  $g_n : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  und einer Menge  $K_n \in \mathfrak{M}$ . Die Zufallsvariable  $g_n(X)$  heißt in diesem Kontext *Teststatistik* und  $K_n$  heißt *kritischer Bereich*. Hierdurch ist folgende Entscheidung festgelegt: Lehne die Hypothese genau dann ab, wenn  $g_n(x) \in K_n$  gilt.

Man verwendet „plausible“ Teststatistiken  $g_n(X)$ , deren Verteilungen  $P_{g_n(X)}^\vartheta$  für  $\vartheta \in \Theta_0$  (approximativ) bekannt sind.

**Beispiel 6.** Normalverteilungsannahme mit bekannter Varianz  $\sigma^2 > 0$ . Fortsetzung von Fall (i) in Beispiel 1. Gegeben sei  $\mu_0 \in \mathbb{R}$ . Entscheide, ob der unbekannte Erwartungswert gleich  $\mu_0$  ist. Formal wird dieses Testproblem definiert durch

$$\Theta := \mathbb{R}, \quad P_{X_1}^\mu := \mathbf{N}(\mu, \sigma^2), \quad \Theta_0 := \{\mu_0\}.$$

Wir verwenden

$$g_n(x) := \frac{\bar{x}_n - \mu_0}{\sigma/\sqrt{n}}$$

für  $x \in \mathbb{R}^n$ . Falls die Hypothese korrekt ist, ist  $g_n(X)$   $\mathbf{N}(0, 1)$ -verteilt. Also gilt für jedes  $k > 0$

$$P^{\mu_0}(\{|g_n(X)| \geq k\}) = 1 - \Phi(k) + \Phi(-k) = 2(1 - \Phi(k)).$$

Somit definiert

$$R_n := \{|g_n| \geq k\}$$

genau dann einen Signifikanztest zum Niveau  $\alpha$ , wenn  $2(1 - \Phi(k)) \leq \alpha$  gilt, d.h. wenn

$$k \geq \Phi^{-1}(1 - \alpha/2).$$

Klar: die Fehlerwahrscheinlichkeiten 2. Art sind monoton wachsend in  $k$ . Man wählt also

$$k = \Phi^{-1}(1 - \alpha/2).$$

Speziell für  $\alpha = 0.05$  ergibt sich  $k = 1.96 \dots$

Dies entspricht folgender Entscheidung: Lehne die Hypothese  $\Theta_0$  genau dann ab, wenn

$$\left| \bar{x}_n - \mu_0 \right| \geq \sigma/\sqrt{n} \cdot \Phi^{-1}(1 - \alpha/2).$$

Vgl. Satz 2.25.

**Bezeichnung.** Die Vorgehensweise aus Beispiel 6 wird als *zweiseitiger Gauß-Test* bezeichnet.

**Beispiel 7.** Das entsprechende einseitige Testproblem ist gegeben durch

$$\Theta := \mathbb{R}, \quad P_{X_1}^\mu := \mathbf{N}(\mu, \sigma^2), \quad \Theta_0 := ]-\infty, \mu_0],$$

siehe ÜBUNG.

**Beispiel 8.** Fortsetzung von Beispiel 1.13, Geschlecht eines Neugeborenen. Man widerlege die Annahme, daß Jungen und Mädchen mit gleicher Wahrscheinlichkeit geboren werden. Formal ist dieses Testproblem definiert durch

$$\Theta := ]0, 1[, \quad P_{X_1}^p = \mathbf{B}(1, p), \quad \Theta_0 = \{1/2\}.$$

Als Teststatistik verwenden wir

$$g_n(X) := \frac{\bar{X}_n - 1/2}{1/(2\sqrt{n})} = \frac{\sum_{i=1}^n X_i - n \cdot 1/2}{1/2 \cdot \sqrt{n}}.$$

Beachte, daß  $n = 25\,171\,123$ . Also „ist“  $g_n(X)$  bzgl.  $P^{1/2}$  standard-normalverteilt. Deshalb führen wir einen Gauß-Test als sogenannten asymptotischen  $\alpha$ -Niveau-Test durch: Lehne die Hypothese genau dann ab, wenn

$$|\bar{x}_n - 1/2| \geq 1/(2\sqrt{n}) \cdot \Phi^{-1}(1 - \alpha/2).$$

Für  $n = 25\,171\,123$  gilt  $1/(2\sqrt{n}) = 9.9 \dots 10^{-5}$  und man erhält

$\alpha$	$1/(2\sqrt{n}) \cdot \Phi^{-1}(1 - \alpha/2)$
$10^{-2}$	$2.56 \dots 10^{-4}$
$10^{-3}$	$3.27 \dots 10^{-4}$
$10^{-20}$	$9.30 \dots 10^{-4}$

Für das empirische Mittel  $\bar{x}_n = 0.4863 \dots$  der Daten gilt

$$|\bar{x}_n - 1/2| = 1.37 \dots 10^{-2},$$

so daß die Hypothese für alle diese Werte  $\alpha$  verworfen wird.

**Bemerkung 9.** Wir untersuchen die Wahrscheinlichkeiten für Fehler 2. Art bei einem zweiseitigen Gauß-Test, siehe Beispiel 6. Sei  $\mu \neq \mu_0$  und

$$\mu_n := \sqrt{n} \cdot (\mu - \mu_0) / \sigma.$$

Dann ist  $g_n(X)$   $\mathbf{N}(\mu_n, 1)$ -verteilt bzgl.  $P^\mu$  und

$$\begin{aligned} P^\mu(\{|g_n(X)| < k\}) &= P^\mu(\{-k - \mu_n < g_n(X) - \mu_n < k - \mu_n\}) \\ &= \Phi(k - \mu_n) - \Phi(-k - \mu_n) =: a_n(\mu). \end{aligned}$$

Es gilt:

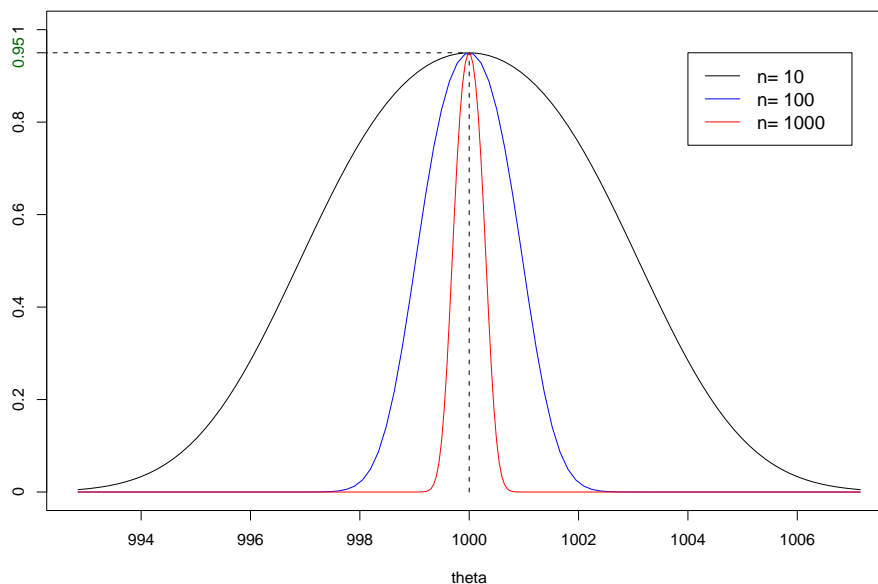


Abbildung VIII.6: Operationscharakteristiken des zweiseitigen Gauß-Tests für  $\alpha := 0.05$

- (i) Für jedes  $\mu \neq \mu_0$  konvergiert  $(a_n(\mu))_{n \in \mathbb{N}}$  sehr schnell gegen Null, siehe ÜBUNG.
- (ii) Für jedes  $n \in \mathbb{N}$  gilt

$$\sup_{\mu \in \Theta \setminus \Theta_0} a_n(\mu) = 1 - \alpha.$$

Vgl. Bemerkung 1.12.

**Definition 10.** Die *Operationscharakteristik*  $f$  eines durch Verwerfungsbereich  $R_n \in \mathfrak{B}_n$  gegebenen Tests ist die durch

$$f(\vartheta) := P^\vartheta(\{X \notin R_n\})$$

definierte Abbildung  $f : \Theta \rightarrow [0, 1]$ .

**Bemerkung 11.**

- (i) Die Abbildung  $f|_{\Theta \setminus \Theta_0}$  liefert die Wahrscheinlichkeiten für Fehler 2. Art.
- (ii) Ein Signifikanztest zum Niveau  $\alpha$  ist durch  $f|_{\Theta_0} \geq 1 - \alpha$  charakterisiert.

**Beispiel 12.** Abbildung VIII.6 zeigt für  $n = 10, 100, 1000$  Operationscharakteristiken des zweiseitigen Gauß-Tests für  $\Theta_0 := \{1000\}$ ,  $\sigma^2 := 25$  und  $\alpha := 0.05$ .

**Beispiel 13.** Normalverteilungsannahme mit unbekannter Varianz. Fortsetzung von Fall (ii) in Beispiel 1. Gegeben sei  $\mu_0 \in \mathbb{R}$ . Entscheide, ob der unbekannte Erwartungswert gleich  $\mu_0$  ist. Formal wird dieses Testproblem definiert durch

$$\Theta := \mathbb{R} \times ]0, \infty[, \quad P_{X_1}^{(\mu, \sigma)} := \mathbf{N}(\mu, \sigma^2), \quad \Theta_0 := \{\mu_0\} \times ]0, \infty[.$$

Wir betrachten die durch

$$g_n(x) := \frac{\bar{x}_n - \mu_0}{\sqrt{s_n^2/n}}$$

definierte Teststatistik

$$g_n(X) := \frac{\bar{X}_n - \mu_0}{\sqrt{v_n(X)/n}}$$

Vgl. Satz 2.32.

**Satz 14.** Sei  $t_{n-1;1-\alpha/2}$  das  $(1 - \alpha/2)$ -Quantil von  $\mathbf{t}_{n-1}$ . Für das Testproblem aus Beispiel 13 definiert der Verwerfungsbereich

$$R_n := \{|g_n| \geq t_{n-1;1-\alpha/2}\}.$$

einen Signifikanztest zum Niveau  $\alpha$ .

*Beweis.* Unter Verwendung von Lemma 2.31 schließt man wie in Beispiel 6.  $\square$

**Bezeichnung.** Die Vorgehensweise aus Satz 14 wird als *zweiseitiger t-Test* bezeichnet.

Wir betrachten nun für Zufallsexperimente mit Werten in einer endlichen Menge folgende Probleme. Teste,

- (i) ob ein Zufallsexperiment einer gegebenen Verteilung genügt,
- (ii) ob die Komponenten eines vektorwertigen Zufallsexperimentes unabhängig sind.

**Beispiel 15.**

- (i) Teste, ob ein Würfel fair ist.
- (ii) Teste, ob Einkommen und politische Präferenz unabhängig sind.

Im folgenden sei

$$\emptyset \neq M \subseteq \mathbb{R}^d$$

endlich und

$$\Theta = \left\{ (p_k)_{k \in M} \in [0, 1]^M : \sum_{k \in M} p_k = 1 \right\}$$

die Menge aller Wahrscheinlichkeitsfunktionen auf  $M$ . Für

$$\mathbf{p} = (p_k)_{k \in M} \in \Theta$$

sei die Verteilung von  $X_1$  unter  $P^{\mathbf{p}}$  gegeben durch

$$P_{X_1}^{\mathbf{p}}(\{k\}) = p_k \quad k \in M.$$

Der Einfachheit halber setzen wir voraus, daß  $X_1, \dots, X_n$  nur Werte aus  $M$  annehmen. Zunächst untersuchen wir Fragestellung (i), wobei die Hypothese durch

$$\Theta_0 = \{\mathbf{p}^0\}$$

mit einer Wahrscheinlichkeitsfunktion  $\mathbf{p}^0 \in \Theta$  mit  $p_k^0 > 0$  für alle  $k \in M$  definiert sei.

**Beispiel 16.** Man wählt  $M := \{1, \dots, 6\}$  und  $p_k^0 := 1/6$  für  $k \in M$  bei der Frage, ob ein Würfel fair ist. Siehe auch Beispiel 8.

Im folgenden gelte oBdA

$$M = \{1, \dots, m\}$$

mit  $m \geq 2$ . Wir betrachten die absoluten Häufigkeiten der Werte  $1, \dots, m$  in einer Stichprobe und definiere dazu

$$H : M^n \rightarrow \mathbb{N}_0^m$$

durch

$$H_k(x_1, \dots, x_n) := \sum_{i=1}^n 1_{\{k\}}(x_i)$$

für  $k = 1, \dots, m$ . Naheliegender ist folgendes Vorgehen: Verwerfung der Hypothese  $\Theta_0$ , falls der „Abstand“ von  $1/n \cdot H(x_1, \dots, x_n)$  und  $\mathbf{p}^0$  „groß“ ist.

Dazu: Bestimmung der Verteilung des Zufallsvektors  $H(X)$ .

**Beispiel 17.** Für  $M := \{1, 2\}$  gilt

$$H_1(X) = \sum_{i=1}^n \underbrace{1_{\{1\}}(X_i)}_{=: X'_i}$$

Aus  $P_{X'_i}^{\mathbf{p}} = \mathbf{B}(1, p_1)$  folgt  $H_1(X) \sim \mathbf{B}(n, p_1)$  bzgl.  $P^{\mathbf{p}}$ . Klar:  $H_2(X) = n - H_1(X)$ . Also folgt für  $k \in \{0, \dots, n\}$

$$P^{\mathbf{p}}(\{H(X) = (k, n - k)\}) = \binom{n}{k} \cdot p_1^k \cdot p_2^{n-k}.$$

**Bemerkung 18.** Analog folgt allgemein, daß  $H_k(X) \sim \mathbf{B}(n, p_k)$  bzgl.  $P^{\mathbf{p}}$  gilt. Man beachte, daß die Komponenten  $H_k(X)$  des Zufallsvektors  $H(X)$  nicht unabhängig sind.



**Satz 19.** Für  $\mathbf{p} \in \Theta$  und  $h \in \mathbb{N}_0^m$  gilt

$$P^{\mathbf{p}}(\{H(X) = h\}) = n! \cdot \prod_{k=1}^m \frac{p_k^{h_k}}{h_k!},$$

falls  $\sum_{k=1}^m h_k = n$ . Andernfalls gilt  $P^{\mathbf{p}}(\{H(X) = h\}) = 0$ .

*Beweis.* Offenbar gilt  $P^{\mathbf{p}}(\{H(X) = h\}) = 0$ , falls  $\sum_{k=1}^m h_k \neq n$ . Im folgenden gelte  $\sum_{k=1}^m h_k = n$ . Für  $x \in M^n$  mit  $H(x) = h$  ergibt sich

$$P^{\mathbf{p}}(\{X = x\}) = p_{x_1} \cdots p_{x_n} = \prod_{k=1}^m p_k^{h_k}.$$

Die Anzahl der Stichproben mit absoluten Häufigkeiten  $h_k$  ist gegeben durch

$$\begin{aligned} |\{x \in M^n : H(x) = h\}| &= \binom{n}{h_1} \cdot \binom{n-h_1}{h_2} \cdots \binom{n-(h_1+\cdots+h_{m-1})}{h_m} \\ &= \frac{n!}{h_1! \cdots h_m!}. \end{aligned}$$

Fazit:

$$P^{\mathbf{p}}(\{H(X) = h\}) = \sum_{x \in M^n, H(x)=h} P^{\mathbf{p}}(\{X = x\}) = n! \cdot \prod_{k=1}^m \frac{p_k^{h_k}}{h_k!}.$$

□

**Definition 20.** Ein  $m$ -dimensionaler Zufallsvektor  $Y$  auf  $(\Omega, \mathfrak{A}, P)$  ist *multinomialverteilt* mit Parametern  $n, m \in \mathbb{N}$  und  $\mathbf{p} \in [0, 1]^m$ , wobei  $\sum_{k=1}^m p_k = 1$ , falls

$$P(\{Y = y\}) = \begin{cases} n! \cdot \prod_{k=1}^m \frac{p_k^{y_k}}{y_k!}, & \text{falls } y \in \mathbb{N}_0^m \text{ mit } \sum_{k=1}^m y_k = n \\ 0, & \text{andernfalls.} \end{cases}$$

Bez.:  $Y \sim \mathbf{M}(n, m, \mathbf{p})$ .

**Bemerkung 21.** Satz 19 zeigt, daß  $H(X) \sim \mathbf{M}(n, m, \mathbf{p})$  bzgl.  $P^{\mathbf{p}}$  gilt.

**Beispiel 22.** Wir betrachten 12 Würfe eines fairen Würfels. Für

$$n := 12, \quad m := 6, \quad \mathbf{p} := (1/6, \dots, 1/6)$$

gilt

$$\mathbf{M}(12, 6, \mathbf{p})(\{(3, 0, 0, 2, 6, 1)\}) = \frac{12!}{3! \cdot 2! \cdot 6!} \cdot 6^{-12} = 2.54 \dots 10^{-5}$$

und

$$\mathbf{M}(12, 6, \mathbf{p})(\{(2, 2, 2, 2, 2, 2)\}) = \frac{12!}{2^6} \cdot 6^{-12} = 3.43 \dots 10^{-3}.$$

**Bemerkung 23.** Satz 19 ermöglicht prinzipiell die Konstruktion eines Signifikanztests zum Niveau  $\alpha$  für  $\Theta_0 = \{\mathbf{p}^0\}$ : Wähle eine (möglichst kleine endliche) Menge  $A \subset \mathbb{N}_0^m$  mit

$$P^{\mathbf{p}^0}(\{H(X) \in A\}) \geq 1 - \alpha,$$

und verwende den Verwerfungsbereich

$$R_n := \{H \notin A\}.$$

Dieses Prinzip ist allgemeine bei diskreten Teststatistiken anwendbar.

**Beispiel 24.** Wir betrachten Multinomialverteilungen mit

$$m := 3.$$

In den Abbildungen VIII.7 und VIII.9 ist

$$(h_1, h_2) \mapsto M(n, m, \mathbf{p})(\{(h_1, h_2, n - (h_1 + h_2))\}) \quad (1)$$

für  $\mathbf{p} := (1/4, 1/4, 1/2)$  und  $n := 10$  bzw.  $n := 50$  (mit Interpolation) dargestellt. Optimale Wahlen der Verwerfungsbereiche für  $\alpha = 0.05$  sind in den Abbildung VIII.8 und VIII.10 dargestellt: verwirf die Hypothese genau dann, wenn  $(h_1, h_2)$  „schwarz markiert“ ist. Auf diese Weise erhält man

$$P^{\mathbf{p}^0}(\{X \in R_n\}) = 0.0488 \dots$$

für  $n = 10$  und

$$P^{\mathbf{p}^0}(\{X \in R_n\}) = 0.0497 \dots$$

für  $n = 50$ .

Abbildung VIII.11 zeigt (1) für  $n = 10$  und  $\mathbf{p} = (1/8, 3/8, 1/2)$ .

Nachteile der Vorgehensweise gemäß Bemerkung 23: Abhängigkeit von  $n$ ,  $m$  und  $\mathbf{p}^0$  und hoher Rechenaufwand, falls  $n$  groß. Deshalb: asymptotischer  $\alpha$ -Niveau-Test, siehe auch Beispiel 8. Beachte:  $H = H^{(n)}$  und  $X = X^{(n)}$  hängen von  $n$  ab.

Wir definieren  $Q = Q^{(n)} : \mathbb{N}_0^m \rightarrow \mathbb{R}$  durch

$$Q^{(n)}(h) = \sum_{k=1}^m \frac{(h_k - n \cdot p_k^0)^2}{n \cdot p_k^0}$$

und betrachten die Teststatistik  $Q(H(X)) = Q^{(n)}(H^{(n)}(X^{(n)}))$ . Als partielle Motivation halten wir fest, daß das starke Gesetz der großen Zahlen zeigt, daß

$$\lim_{n \rightarrow \infty} H_k(X)/n = P^{\mathbf{p}^0}(\{X_1 = k\}) = p_k^0$$

$P^{\mathbf{p}^0}$ -f.s. gilt.

Wir untersuchen die Konvergenz der Verteilung von  $Q(H(X))$  bzgl.  $P^{\mathbf{p}^0}$  für  $n \rightarrow \infty$ .

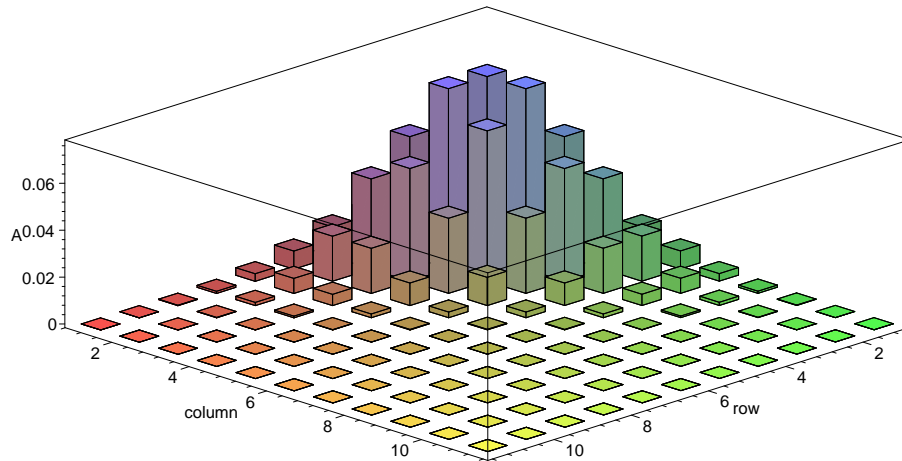


Abbildung VIII.7: Multinomialverteilung mit  $n := 10$ ,  $m := 3$ ,  $\mathbf{p} := (1/4, 1/4, 1/2)$

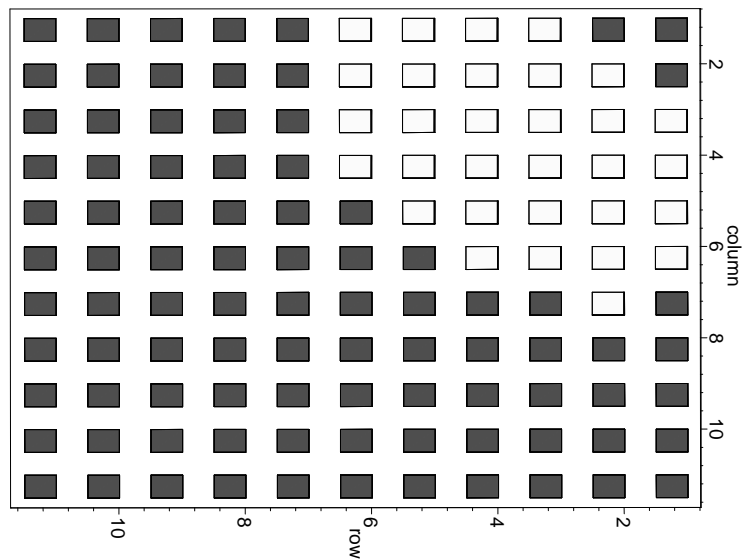


Abbildung VIII.8: Verwerfungsbereich in der Situation von Abb. VIII.7 für  $\alpha := 0.05$

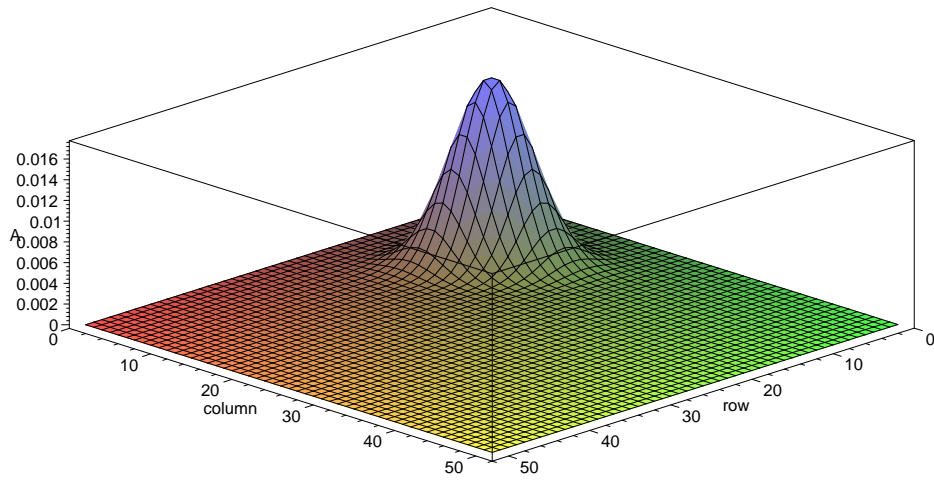


Abbildung VIII.9: Multinomialverteilung mit  $n := 50$ ,  $m := 3$ ,  $\mathbf{p} := (1/4, 1/4, 1/2)$

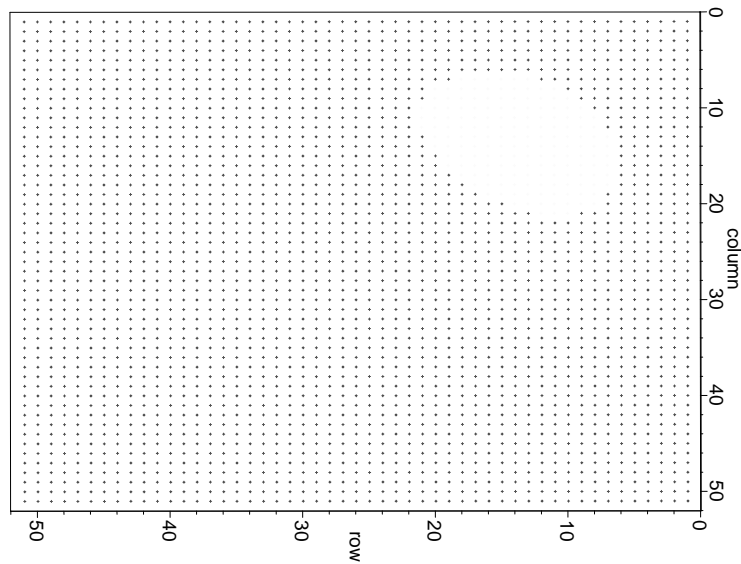


Abbildung VIII.10: Verwerfungsbereich in der Situation von Abb. VIII.9 für  $\alpha := 0.05$

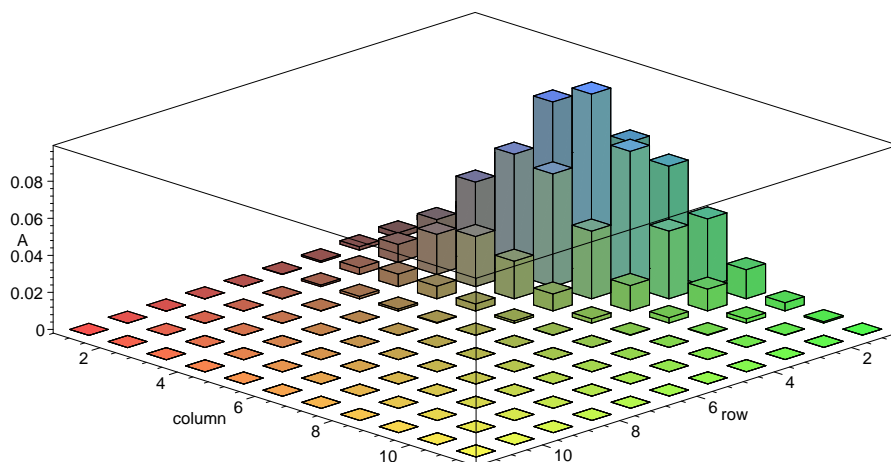


Abbildung VIII.11: Multinomialverteilung mit  $n := 10$ ,  $m := 3$ ,  $\mathbf{p} := (1/8, 3/8, 1/2)$

**Definition 25.** Sei  $d \in \mathbb{N}$ . Eine Zufallsvariable  $Y$  mit Dichte

$$f_Y(x) = \frac{1}{2^{d/2} \cdot \Gamma(d/2)} \cdot x^{d/2-1} \cdot \exp(-x/2), \quad x > 0,$$

und  $f_Y(x) = 0$  für  $x \leq 0$  heißt  $\chi^2$ -verteilt mit  $d$  Freiheitsgraden. Bez.:  $Y \sim \chi_d^2$ .

**Bemerkung 26.** Für iid Zufallsvariablen  $Y_1, \dots, Y_d$  mit  $Y_1 \sim \mathbf{N}(0, 1)$  und  $Y := \sum_{i=1}^d Y_i^2$  gilt  $Y \sim \chi_d^2$ . Siehe Krengel (2000, §14).

Abbildung VIII.12 zeigt die Dichten von  $\chi_d^2$  für  $d = 1, 2, 4, 6$ .

**Satz 27.** Gelte

$$Z_n \sim \mathbf{M}(n, m, \mathbf{p})$$

für  $m \geq 2$  und  $\mathbf{p} \in [0, 1]^m$ , wobei  $\sum_{k=1}^m p_k = 1$ , sowie

$$Y \sim \chi_{m-1}^2.$$

Dann folgt

$$Q^{(n)}(Z_n) \xrightarrow{d} Y.$$

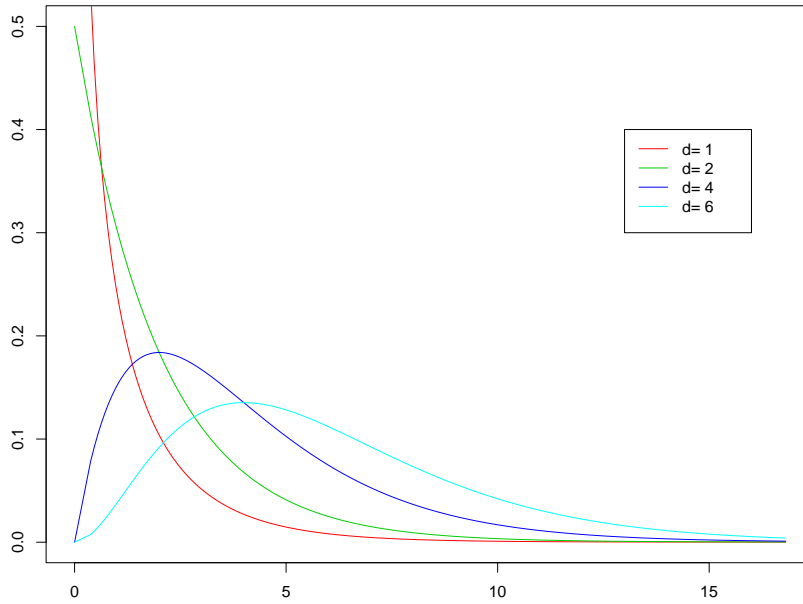
*Beweis.* Siehe Krengel (2000, §14). □

**Satz 28.** Sei  $\chi_{m-1;1-\alpha}^2$  das  $(1-\alpha)$ -Quantil der  $\chi^2$ -Verteilung mit  $m-1$  Freiheitsgraden. Dann definiert der Verwerfungsbereich

$$R_n := \{Q^{(n)} \circ H^{(n)} \geq \chi_{m-1;1-\alpha}^2\}$$

einen Signifikanztest zum asymptotischen Niveau  $\alpha$  für  $\Theta_0 = \{\mathbf{p}^0\}$ , d.h.

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P^{\mathbf{p}^0}(\{X^{(n)} \in R_n\}) = \alpha.$$

Abbildung VIII.12: Dichten von  $\chi^2$ -Verteilungen

*Beweis.* Sei  $F$  die Verteilungsfunktion von  $\chi_{m-1}^2$ . Es gilt

$$\{X^{(n)} \in R_n\} = \{Q^{(n)}(H^{(n)}(X^{(n)})) \geq \chi_{m-1;1-\alpha}^2\}.$$

Da  $F$  stetig ist, folgt mit den Sätzen 19 und 27

$$\lim_{n \rightarrow \infty} P\mathbf{P}^0(\{X^{(n)} \in R_n\}) = 1 - F(\chi_{m-1;1-\alpha}^2) = \alpha.$$

□

**Bezeichnung.** Die Vorgehensweise aus Satz 28 wird als  $\chi^2$ -Anpassungstest bezeichnet.

**Beispiel 29.** Wir betrachten die Situation aus Beispiel 24 mit der Hypothese  $\Theta_0 = \{\mathbf{p}^0\}$  für  $m := 3$  und für  $\mathbf{p}^0 := (1/4, 1/4, 1/2)$ .

Wir wählen  $\alpha := 0.05$  und erhalten  $\chi_{m-1;1-\alpha}^2 = 5.99 \dots$ . Für  $n := 10$  und

$$H(x_1, \dots, x_n) := (0, 1, 9)$$

ergibt sich

$$Q(H(x_1, \dots, x_n)) = 33/5 = 6.6 \geq \chi_{m-1;1-\alpha}^2,$$

so daß der  $\chi^2$ -Anpassungstest die Hypothese  $\Theta_0$  verwirft. Für  $n := 50$  und

$$H(x_1, \dots, x_n) := (9, 15, 26)$$

ergibt sich

$$Q(H(x_1, \dots, x_n)) = 38/25 = 1.52 < \chi_{m-1; 1-\alpha}^2,$$

so daß der  $\chi^2$ -Anpassungstest die Hypothese  $\Theta_0$  nicht verwirft.

**Bemerkung 30.** Der  $\chi^2$ -Anpassungstest läßt sich nach einer Diskretisierung auch im Falle absolutstetiger Verteilungen auf  $\mathbb{R}^d$  anwenden. Zum Testen der Hypothese, daß die unbekannte Verteilung von  $X_1$  gleich  $P_0$  ist, wählen wir  $m \in \mathbb{N}$  und p.d. Mengen  $B_k \in \mathfrak{B}_d$  mit  $\bigcup_{k=1}^m B_k = \mathbb{R}^d$ . Wir setzen

$$X'_i := \sum_{k=1}^m k \cdot 1_{B_k}(X_i)$$

und betrachten als neue und schwächere Hypothes  $\Theta_0 = \{\mathbf{p}^0\}$  mit

$$p_k^0 := P_0(B_k).$$

**Beispiel 31.** Wir illustrieren dieses Vorgehen anhand folgender Frage: Liefert ein Zufallszahlengenerator auf  $[0, 1]$  gleichverteilte Zufallszahlen? Hier gilt  $P_0 := \mathbf{U}([0, 1])$ . Wir wählen

$$B_1 := ]-\infty, 1/m], \quad B_m := ]1 - 1/m, \infty[$$

und für  $k = 2, \dots, m - 1$

$$B_k := ](k - 1)/m, k/m].$$

Somit gilt für  $k = 1, \dots, m$

$$p_k^0 := P_0(B_k) = 1/m.$$