

Konzepte für Experimente an zukünftigen Hadroncollidern II

PD Dr. Oliver Kortner

10.06.2022

Beispiele wichtiger Wahrscheinlichkeitsverteilungen

Die Binomialverteilung

- Die **Binomialverteilung** gibt die Wahrscheinlichkeit an, n_k Ereignisse aus insgesamt N Ereignissen zu beobachten, wenn ν_k Ereignisse erwartet werden:

$$p(n_k; \nu_k) = \binom{N}{n_k} \left(\frac{\nu_k}{N}\right)^{n_k} \left(1 - \frac{\nu_k}{N}\right)^{N-n_k}.$$

- Mit $p := \frac{\nu_k}{N}$ erhält man aus

$$\begin{aligned} 0 &= \frac{d}{dp} 1 = \frac{d}{dp} \sum_{n_k=0}^N \binom{N}{n_k} p^{n_k} (1-p)^{N-n_k} \\ &= \sum_{n_k=0}^N \binom{N}{n_k} [n_k p^{n_k-1} (1-p)^{N-n_k} - (N-n_k) p^{n_k} (1-p)^{N-n_k-1}] \\ &= \frac{1}{p} \langle n_k \rangle - \frac{1}{1-p} \langle N - n_k \rangle = \left(\frac{1}{p} + \frac{1}{1-p}\right) \langle n_k \rangle + \frac{N}{1-p} \\ &= \frac{1}{p(1-p)} \langle n_k \rangle + \frac{N}{1-p} \Leftrightarrow \langle n_k \rangle = N \cdot p = N \cdot \frac{\nu_k}{N} = \nu_k. \end{aligned}$$

- Mit dem gleichen Rechenrick erhält man $\text{Var}(n_k) = \nu_k(1 - \frac{\nu_k}{N})$.

Übergang zur Poissonverteilung

Wenn $\nu \gtrsim 10$, $\nu \ll N$ und N groß ist, kann man die Binomialverteilung durch die **Poissonverteilung** nähern. Grundlage ist die Stirlingformel:

$$n! \approx \left(\frac{n}{e}\right)^n \sqrt{2\pi n} \text{ für } n \rightarrow \infty.$$

$$\begin{aligned} p(n_k; \nu_k) &= \frac{N!}{n_k!(N - n_k)!} p^{n_k} (1 - p)^{N - n_k} \\ &\approx \frac{1}{n_k!} p^{n_k} \left(\frac{N}{e}\right)^N \sqrt{2\pi N} \frac{1}{\left(\frac{N - n_k}{e}\right)^{N - n_k} \sqrt{2\pi(N - n_k)}} (1 - p)^{N - n_k} \\ &= \frac{1}{n_k} p^{n_k} e^{-n_k} \underbrace{\sqrt{\frac{N}{N - n_k}}}_{\rightarrow 1 \text{ f. } N \rightarrow \infty} \frac{N^N}{(N - n_k)^{N - n_k}} (1 - p)^{N - n_k} \\ &\approx \frac{1}{n_k!} e^{-n_k} p^{n_k} N^{n_k} N^{N - n_k} (1 - p)^{N - n_k} \frac{1}{(N - n_k)^{N - n_k}} \\ &= \frac{\nu_k}{n_k!} e^{-n_k} \frac{(N - \nu_k)^{N - n_k}}{(N - n_k)^{N - n_k}} \approx \frac{\nu_k^{n_k}}{n_k!} e^{-\nu_k} \text{ (Poissonverteilung)}. \end{aligned}$$

Poissonverteilung

$$p(n_k; \nu_k) = \frac{\nu_k^{n_k}}{n_k!} e^{-\nu_k}.$$

Normierung

$$\sum_{n_k=0}^{\infty} p(n_k; \nu_k) = e^{-\nu_k} \sum_{n_k=0}^{\infty} \frac{\nu_k^{n_k}}{n_k!} = e^{-\nu_k} \cdot e^{\nu_k} = 1.$$

Erwartungswert der Poissonverteilung: ν_k , was aus $0 = \frac{d}{d\nu_k} \sum_{n_k=0}^{\infty} p(n_k; \nu_k)$ folgt.

Varianz der Poissonverteilung: ν_k , was aus $0 = \frac{d^2}{d\nu_k^2} \sum_{n_k=0}^{\infty} p(n_k; \nu_k)$ folgt.

Poissonverteilung für $\nu_k \rightarrow \infty$

Wenn ν_k groß wird, dann ist die Wahrscheinlichkeit für das Auftreten kleiner Werte von n_k klein. Dann kann man n_k als groß betrachten und für $n_k!$ in der Poissonverteilung die Stirlingformel verwenden:

$$\begin{aligned} \frac{\nu_k^{n_k}}{n_k!} e^{-\nu_k} &\approx \frac{\nu_k^{n_k}}{n_k^{n_k}} \frac{1}{\sqrt{2\pi n_k}} e^{n_k - \nu_k} \\ &\approx \frac{1}{\sqrt{2\pi \nu_k}} \exp\left(\ln \frac{\nu_k^{n_k}}{n_k^{n_k}}\right) \exp(n_k - \nu_k) \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi \nu_k}} \exp\left(n_k \ln \frac{\nu_k}{\nu_k + n_k - \nu_k}\right) \exp(n_k - \nu_k) \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi \nu_k}} \exp\left(n_k \ln \frac{1}{1 - \frac{n_k - \nu_k}{\nu_k}}\right) \exp(n_k - \nu_k) \\ &\approx \frac{1}{\sqrt{2\pi \nu_k}} \exp\left[n_k \cdot \left(-\frac{n_k - \nu_k}{\nu_k} - \frac{1}{2} \frac{(n_k - \nu_k)^2}{\nu_k^2}\right)\right] \exp(n_k - \nu_k) \\ &\quad \underbrace{\hspace{10em}}_{\approx -(n_k - \nu_k) - \frac{(n_k - \nu_k)^2}{2\nu_k}} \\ &\approx \frac{1}{\sqrt{2\pi \nu_k}} e^{-\frac{(n_k - \nu_k)^2}{2\nu_k}}. \end{aligned}$$

Normalverteilung einer eindimensionalen Zufallsgröße $x \in \mathbb{R}$

$$p(x; \mu, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}.$$

- $\langle x \rangle = \mu$, $Var(x) = \sigma^2$.
- Die Poissonverteilung nähert sich also im Grenzfall $\nu_k \rightarrow \infty$ einer Normalverteilung mit dem Erwartungswert ν_k und der Varianz ν_k an.

Normalverteilung einer d -dimensionalen Zufallsgröße $x \in \mathbb{R}^d$

$$p(x; \mu, \Sigma) = \frac{1}{(2\pi)^{d/2}} \frac{1}{\det(\Sigma)} \exp\left(-\frac{1}{2}(x - \mu)^t \Sigma (x - \mu)\right).$$

$\Sigma \in^d \mathbb{R}^d$, $\mu \in \mathbb{R}^d$.

- $\langle x \rangle = \mu$.
- $cov(x_k, x_l) = \Sigma_{k,l}$.

$w_n :=$ Wahrscheinlichkeit, einen Wert $x \in [\mu - n\sigma, \mu + n\sigma]$ zu beobachten.

n	w_n
1	0,6827
2	0,9545
3	0,9973
4	$1 - 6,3 \cdot 10^{-5}$
5	$1 - 5,7 \cdot 10^{-7}$

w_n	n
0,900	1,645
0,950	1,960
0,990	2,576
0,999	3,290

(t_n) sei eine Folge von Zufallsgrößen und T ebenfalls eine Zufallsgröße. Man sagt, t_n **konvergiere stochastisch gegen T** , wenn es zu jedem $p \in [0, 1[$ und $\epsilon > 0$ ein N so gibt, dass die Wahrscheinlichkeit P , dass $|t_n - T| > \epsilon$ ist, kleiner als p für alle $n > N$ ist:

$$P(|t_n - T| > \epsilon) < p \quad (n > N).$$

Mit anderen Worten: Die Wahrscheinlichkeit, einen von T verschiedenen Wert t_n zu beobachten, verschwindet für $n \rightarrow \infty$.

Das Gesetz großer Zahlen

(x_n) sei eine Folge unabhängiger Zufallsgrößen, wobei jedes x_n derselben Verteilungsfunktion folgt. μ bezeichne den Erwartungswert von x_n . Dann konvergiert das arithmetische Mittel

$$\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x_n$$

stochastisch gegen μ .

Der zentrale Grenzwertsatz

(x_n) sei eine Folge identisch verteilter Zufallsgrößen mit dem Mittelwert μ und der Standardabweichung σ . Dann konvergiert für $N \rightarrow \infty$ die standardisierte Zufallsgröße

$$Z_N := \frac{\sum_{n=1}^N x_n - N\mu}{\sigma\sqrt{N}}$$

punktweise gegen eine Normalverteilung mit dem Mittelwert 0 und der Standardabweichung 1.

Es sei α ein Parameter einer Wahrscheinlichkeitsverteilung. Das Ziel der **Punktschätzung** ist es, den besten Schätzwert (die beste Messung in der Sprechweise der Physiker) von α zu finden.

x : Zufallsgröße, die den experimentellen Messwerten entspricht.

$p(x; \alpha)$: Wahrscheinlichkeitsdichte für die Messung von x in Abhängigkeit des Parameters α .

x und α können mehrdimensional sein.

Definition. Ein **Punktschätzer** \mathcal{E}_α ist eine Funktion von x , mit der der Wert des Parameters α geschätzt werden kann. $\hat{\alpha}$ bezeichne diesen Schätzwert. Es ist also $\hat{\alpha} = \mathcal{E}_\alpha(x)$.

Ziel ist es, eine Funktion \mathcal{E}_α zu finden, bei der $\hat{\alpha}$ so nah wie möglich am wahren Wert von α liegt.

Da $\hat{\alpha}$ eine Funktion von Zufallsgrößen ist, ist $\hat{\alpha}$ selbst eine Zufallsgröße.

$$p(\hat{\alpha}) = \int_D \mathcal{E}_\alpha(x) p(x; \alpha) dx,$$

wobei α den wahren Wert des Parameters bezeichnet.

Konsistenz

n : Anzahl der Messungen, die für die Punktschätzung verwendet werden.

$\hat{\alpha}_n$: zugehöriger Schätzwert.

α_0 : wahrer Wert von α .

Man bezeichnet \mathcal{E}_α als **konsistenten Punktschätzer**, falls $\hat{\alpha}_n$ stochastisch gegen α_0 konvergiert. D.h. die Wahrscheinlichkeit, einen von α_0 verschiedenen Wert zu schätzen, geht für $n \rightarrow \infty$ gegen 0.

Erwartungstreue

Der **Bias eines Schätzwerts** $\hat{\alpha}$ ist definiert als

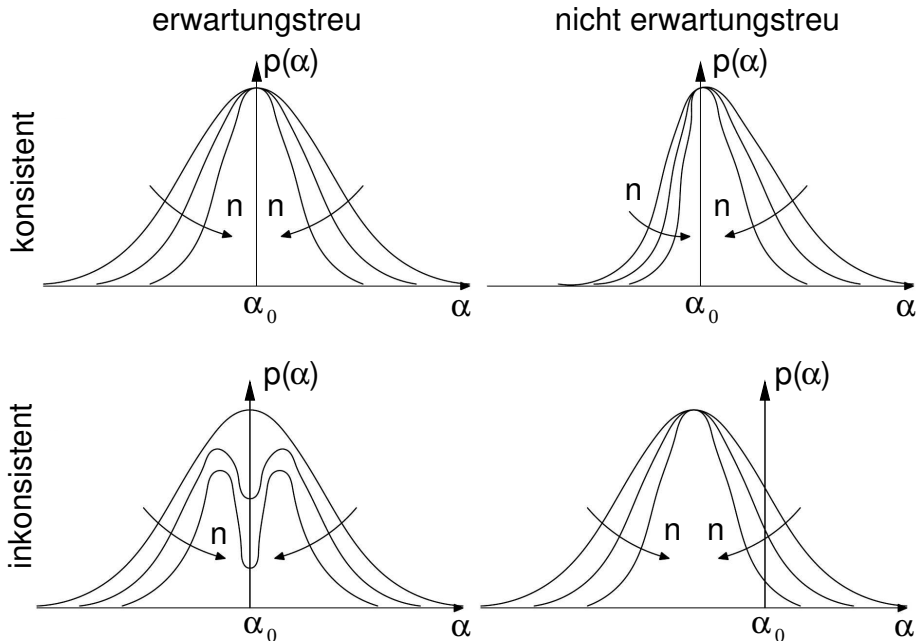
$$b_n(\hat{\alpha}) := E(\hat{\alpha}_n - \alpha_0) = E(\hat{\alpha}_n) - \alpha_0.$$

Der Punktschätzer ist **erwartungstreu**, wenn

$$b_n(\hat{\alpha}) = 0, \text{ also } E(\hat{\alpha}_n) = \alpha_0$$

für alle n ist.

Veranschaulichung von Konsistenz und Erwartungstreue



Effizienz

V_{min} sei die kleinstmögliche Varianz aller Punktschätzer eines reellwertigen Parameters. Die **Effizienz** eines bestimmten Punktschätzers ist als das Verhältnis $\frac{V_{min}}{Var(\hat{\alpha})}$ gegeben, wobei $Var(\hat{\alpha})$ die Varianz von $\hat{\alpha}$ für diesen Punktschätzer ist.

Suffizienz

Jede Funktion von Messdaten x nennt man eine **Statistik**. Eine **suffiziente Statistik für α** ist eine Funktion der Messdaten, die den gesamten Informationsgehalt über α enthält.

In der Hochenergiephysik verwendete Punktschätzer

$p(x; \alpha)$: Wahrscheinlichkeit, die Messwerte x bei einem gegebenem Parameter α zu erhalten.

- Wenn man nun die gemessenen Werte x in die Funktion $p(x; \alpha)$ einsetzt, erhält man eine Statistik von x , die man **Likelihood** oder **Likelihoodfunktion** $L(x; \alpha)$ nennt.
- Man verwendet den Begriff des Likelihoods, um die Verwandtschaft mit der Wahrscheinlichkeitsdichte $p(x; \alpha)$ anzudeuten und gleichzeitig deutlich zu machen, **dass L keine Wahrscheinlichkeitsfunktion ist.**

$f(x_k; \alpha)$ sei die Wahrscheinlichkeitsdichte für den Ausgang einer einzelnen Messung x_k . Bei n unabhängigen Messungen $x = (x_1, \dots, x_n)$ ist dann

$$L(x_1, \dots, x_n; \alpha) = \prod_{k=1}^n f(x_k; \alpha).$$

Bei der **Methode des maximalen Likelihoods** nimmt man als Schätzwert für α den Wert von α , für den $L(x; \alpha)$ maximal wird.

$n \rightarrow \infty$

- Der Punktschätzer ist konsistent.
- Der Punktschätzer ist effizient.
- $\hat{\alpha}$ ist normalverteilt.
- Wegen der Konsistenz ist der Punktschätzer asymptotisch erwartungstreu.

n endlich

Um das Verhalten des Punktschätzer bei begrenzter Datenmenge n zu bestimmen, bedient man sich in der experimentellen Praxis Ensembles zufällig erzeugter simulierter Daten, auf die man den Punktschätzer anwendet.

n Messungen x_1, \dots, x_n .

$E(x_k; \alpha)$: Erwartungswert von x_k bei gegebenem α („theoretische Vorhersage“ für den Wert von x_k).

$V = (\text{cov}(x_k, x_\ell))$: Kovarianzmatrix. Im Allgemeinen ist auch V eine Funktion von α .

$$Q^2 := \sum_{k, \ell=1}^n [x_k - E(x_k; \alpha)] V_{k\ell}^{-1}(\alpha) [x_\ell - E(x_\ell; \alpha)].$$

Bei der **Methode der kleinsten Quadrate** wählt man als Schätzwert für α denjenigen Wert, bei dem Q^2 minimal wird.

Bemerkung. Wenn $V_{k\ell}(\alpha)$ nicht beschränkt ist, kann man unsinnige Ergebnisse für α erhalten. Falls z.B. $V_{k\ell}(\alpha) \rightarrow \infty$ für $\alpha \rightarrow \alpha_{\text{Unsinn}}$ und $x_k - E(x_k; \alpha)$ beschränkt bleibt, liefert die Minimierung α_{Unsinn} . In der Praxis minimiert man daher Q^2 oftmals iterativ. Man fängt mit einem Schätzwert für V an und variiert V während der Q^2 -Minimierung nicht. Danach berechnet man V neu für den erhaltenen Schätzwert von α und wiederholt die Minimierung bei festgehaltenem V solange, bis sich $\hat{\alpha}$ nicht mehr signifikant ändert.