

### Satz (Faltungformel)

(a) Seien  $X, Y$  unabhängige ZV die Werte in  $\mathbb{N}_0$  annehmen.

$$Z = X + Y$$

Es gilt für  $k \in \mathbb{N}_0$

$$\begin{aligned} \underline{\mathbb{P}[Z=k]} &= \mathbb{P}[X+Y=k] = \sum_{i=0}^k \mathbb{P}[X=i, Y=k-i] = \\ &= \sum_{i=0}^k \mathbb{P}[X=i] \cdot \mathbb{P}[Y=k-i] \end{aligned}$$

b) Seien  $X, Y$  unabhängige stetige ZV:  $\Omega \rightarrow \mathbb{R}$  und  $Z = X, Y$   
dann gilt für  $z \in \mathbb{R}$

$$\begin{aligned} \underline{f_Z(z)} &= \int_{-\infty}^{\infty} f_{X,Y}(z-y, y) dy = \int_{-\infty}^{\infty} f_X(z-y) f_Y(y) dy \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} f_{X,Y}(x, z-x) dx = \int_{-\infty}^{\infty} f_X(x) \cdot f_Y(z-x) dx \end{aligned}$$

### Beispiel:

(a) Poisson-Verteilung: Seien  $X \sim P(\lambda), Y \sim P(\lambda)$  unabhängig

$$P_X(k) = P_Y(k) = \frac{\lambda^k}{k!} e^{-\lambda} \quad \text{für } k \in \mathbb{N}_0$$

$$Z = X + Y$$

$$\begin{aligned} \mathbb{P}[Z=k] &= \sum_{i=0}^k P_X(i) P_Y(k-i) = \sum_{i=0}^k \frac{\lambda^i}{i!} e^{-\lambda} \cdot \frac{\lambda^{k-i}}{(k-i)!} e^{-\lambda} \\ &= \lambda^k \cdot e^{-2\lambda} \sum_{i=0}^k \frac{1}{i!} \frac{1}{(k-i)!} = \frac{\lambda^k}{k!} e^{-2\lambda} \sum_{i=0}^k \frac{k!}{i!(k-i)!} \\ &= \frac{\lambda^k}{k!} e^{-2\lambda} \underbrace{\sum_{i=0}^k \binom{k}{i} 1^i \cdot 1^{k-i}}_{2^k} = \frac{(2\lambda)^k}{k!} e^{-(2\lambda)} \end{aligned}$$

$\Rightarrow Z \sim P(2\lambda)$  Allgemein:  $X_i \sim P(\lambda)$  u.a.  $\Rightarrow Z = X_1 + \dots + X_n \sim P(n\lambda)$

②

Allgemein:  $X_1, \dots, X_n$  alle  $P(\lambda)$  verteilt und unabhängig

$$\Rightarrow Z = X_1 + \dots + X_n \sim P(n\lambda)$$

b) Normalverteilung

Seien  $X_i \sim N(\mu_i, \sigma_i^2)$ , unabhängig

dann folgt

$$S_n = X_1 + X_2 + \dots + X_n \sim N\left(\sum_{i=1}^n \mu_i, \sqrt{\sum_{i=1}^n \sigma_i^2}\right)$$

$$\Rightarrow E[S_n] = \mu_1 + \dots + \mu_n$$

$$\text{Var}(S_n) = \sigma_1^2 + \dots + \sigma_n^2$$

# Kapitel IX: Grenzwertsätze

Seien  $X_1, X_2, \dots, X_n$  unabhängige, identisch verteilte ZV  
i.i.d. (independent, identically distributed)

$$\bar{X} = \frac{1}{n}(X_1 + X_2 + \dots + X_n) \quad \text{arithmetisches Mittel}$$

Frage: Wie verhält sich die ZV  $\bar{X}$  wenn  $n$  groß wird?

Wir benötigen einen Grenzwertbegriff für Zufallsvariablen.

## Satz (Markov Ungleichung)

Sei  $Y$  eine ZV so dass  $E[|Y|^r]$  existiert, dann gilt

$$\forall a > 0: \quad P[|Y| \geq a] \leq \frac{1}{a^r} E[|Y|^r]$$

Beweis:  $Y$  diskret,  $Y: \Omega \rightarrow W_Y$

$$E[|Y|^r] = \sum_{Y \in W_Y} |Y|^r P[Y=Y] = \sum_{\substack{Y \in W_Y \\ |Y| \geq a}} |Y|^r P[Y=Y] + \underbrace{\sum_{\substack{Y \in W_Y \\ |Y| < a}} |Y|^r P[Y=Y]}_{\geq 0}$$

$$\geq a^r \sum_{\substack{Y \in W_Y \\ |Y| \geq a}} P[Y=Y] = a^r \cdot P[|Y| \geq a]$$

□

## Satz (Tschebyschev - Ungleichung)

$X$ -ZV mit  $\mu = E[X]$   $\sigma^2 = \text{Var}(X)$  dann gilt  $\forall a > 0$

$$P[|X - \mu| \geq a] \leq \frac{\sigma^2}{a^2}$$

4

Beweis:  $Y = X - E(X)$ ,  $v=2 \Rightarrow E[Y] = E[X - E[X]] = 0$   
 Markov-Ungleichung  $\Rightarrow$   $Var(Y) = Var(X - E[X]) = Var(X)$   
 $Var(Y) = E[Y^2] - \underbrace{E[Y]^2}_{=0} = E[Y^2]$

$$P[|X - \mu| \geq a] \leq \frac{Var(X)}{a^2} = \frac{\sigma^2}{a^2}$$

Def: Stochastische Konvergenz

Sei  $(X_n)_{n \geq 1}$  eine Folge von ZVen.

$X_n$  konvergiert stochastisch gegen einen Wert  $c \in \mathbb{R}$ , wenn  
 für alle  $\varepsilon > 0$  gilt:

$$P[|X_n - c| > \varepsilon] \rightarrow 0 \text{ für } n \rightarrow \infty.$$

Satz (Schwaches Gesetz der großen Zahlen)

Seien  $X_i$  unabhängige ZV mit  $E[X_i] = \mu$  und  $Var(X_i) = \sigma^2$ ,  
 dann konvergiert  $\bar{X}_n = \frac{1}{n}(X_1 + \dots + X_n)$  stochastisch gegen  $\mu$ .

d.h.  $\lim_{n \rightarrow \infty} P[|\bar{X}_n - \mu| > \varepsilon] = 0$

Beweis:  $E[\bar{X}_n] = \frac{1}{n}(E[X_1] + \dots + E[X_n]) = \mu$   
 $Var(\bar{X}_n) = Var(\frac{1}{n}(X_1 + \dots + X_n)) = \frac{1}{n^2} Var(X_1 + \dots + X_n) =$   
 $\stackrel{\text{unabh.}}{=} \frac{1}{n^2} (Var(X_1) + \dots + Var(X_n)) = \frac{1}{n^2} \cdot n \sigma^2 = \frac{\sigma^2}{n}$   
 $P[|\bar{X}_n - \mu| > \varepsilon] \leq P[|\bar{X}_n - \mu| \geq \varepsilon] \leq \frac{Var(\bar{X}_n)}{\varepsilon^2} = \frac{\sigma^2}{\varepsilon^2} \cdot \frac{1}{n} \xrightarrow{n \rightarrow \infty} 0$

□

# Der zentrale Grenzwertsatz

## Satz (zentraler Grenzwertsatz)

Seien  $X_i$  unabhängige und identisch verteilte ZV mit  $E[X_i] = \mu$  und  $\text{Var}(X_i) = \sigma^2$

Sii  $S_n = X_1 + \dots + X_n$   $E[S_n] = n\mu$   
 $\text{Var}(S_n) = n\sigma^2$

Die standardisierte Summe

$$Z_n = \frac{S_n - E[S_n]}{\sqrt{\text{Var}(S_n)}} = \frac{S_n - n\mu}{\sqrt{n}\sigma}$$

strebt für  $n \rightarrow \infty$  gegen die Standardnormalverteilung  $N(0,1)$

d.h. Für die Verteilungsfunktion  $F_{Z_n}$  von  $Z_n$  gilt

$$\lim_{n \rightarrow \infty} F_{Z_n}(z) = \Phi(z), \quad \forall z \in \mathbb{R}.$$

Bemerkung: Aus dem Zentralen Grenzwertsatz folgt

$\bar{X}_n = \frac{1}{n}(X_1 + \dots + X_n)$  wird durch die Normalverteilung  $N(\mu, \frac{\sigma}{\sqrt{n}})$  approximiert.

$$\text{Da } \bar{X}_n = \frac{S_n}{n} = \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \underset{\sim N(0,1)}{Z_n} + \mu \approx N(\mu, \frac{\sigma}{\sqrt{n}})$$

$$E[\bar{X}_n] = \mu$$

$$\text{Var}(\bar{X}_n) = \frac{\sigma^2}{n}$$

6

Beispiel:  $X_i \sim P(1)$  Poisson mit  $\lambda = 1$   
 $S_n \sim P(n\lambda) = P(n)$   $P[S_n = k] = \frac{n^k}{k!} e^{-n}$

Frage:  $P[380 \leq S_{400} \leq 420] = \sum_{k=380}^{420} \frac{400^k}{k!} e^{-400} = 0,6947$

$\left. \begin{array}{l} \mu = E[X_i] = 1 \\ \sigma^2 = \text{Var}(X_i) = 1 \end{array} \right\} \Rightarrow S_n = \sqrt{n} \sigma Z_n + n \mu =$   
 $S_n = \sqrt{n} Z_n + n \Rightarrow \frac{S_n - n}{\sqrt{n}} = Z_n$

$P[380 \leq S_{400} \leq 420] = P[-20 \leq S_{400} - 400 \leq 20]$   
 $= P[-1 \leq \frac{S_{400} - 400}{\sqrt{400}} \leq 1] \approx P[-1 \leq N \leq 1] = P[N \leq 1] - \underbrace{P[N \leq -1]}_{= P[N \geq 1]}$   
 $= 1 - P[N \leq -1]$

mit  $N \sim N(0,1)$

$= 2P[N \leq 1] - 1 = 2\Phi(1) - 1 = 0,685$

$\Phi(1) = 0,8427$