

# Statistik für Informatiker, SS 2019

## 1 Grundlagen aus der Wahrscheinlichkeitstheorie

### 1.1 Ereignisse, Zufallsvariablen und Wahrscheinlichkeiten

#### 1.1.3 Der Fall mit Dichte

Matthias Birkner

<http://www.staff.uni-mainz.de/birkner/StatInfo19/>



JOHANNES GUTENBERG  
UNIVERSITÄT MAINZ

6.5.2019

Zufallsvariablen mit Dichten sind ein kontinuierliches Analogon zu Zufallsvariablen mit Gewichten. In vielen Situationen ist eine Modellierung eines zufälligen Werts  $X$  als „allgemeine“ reelle Zahl angemessen, d.h. die Annahme, dass der Wertebereich  $S$  diskret ist, ist zu „eng“.

(Auch wenn man argumentieren könnte, dass die Menge der im Rechner mit gegebener Genauigkeit darstellbaren Werte prinzipiell diskret ist, ist es oft „unpraktisch“, sich immer auf eine konkrete Diskretisierung festlegen zu müssen.)

## Beispiel 1.22 (Approximation der Exponentialverteilung durch reskalierte geometrisch verteilte ZVn)

Sei  $W \sim \text{Geom}_p$  mit  $p \ll 1$ ,  $X := pW$  (hat Werte in  $p\mathbb{Z}_+ \subset \mathbb{R}$ ).  
Für jedes feste  $K \in \mathbb{N}$  ist

$$\begin{aligned} P(W \geq K) &= \sum_{j=K}^{\infty} P(W = j) = \sum_{j=K}^{\infty} p(1-p)^j = (1-p)^K p \sum_{\ell=0}^{\infty} (1-p)^\ell \\ &= (1-p)^K p \frac{1}{1-(1-p)} = (1-p)^K \end{aligned}$$

( $\approx 1$ , wenn  $p$  sehr klein), andererseits ist für (festes)  $x > 0$

$$\begin{aligned} P(X \geq x) &= P(pW \geq x) = P(W \geq \lceil x/p \rceil) \\ &= (1-p)^{\lceil x/p \rceil} \approx (1-p)^{x/p} \approx e^{-x} \end{aligned}$$

(und zwar “egal, wie klein”  $p$  ist).

## Bsp. 1.22, Forts.

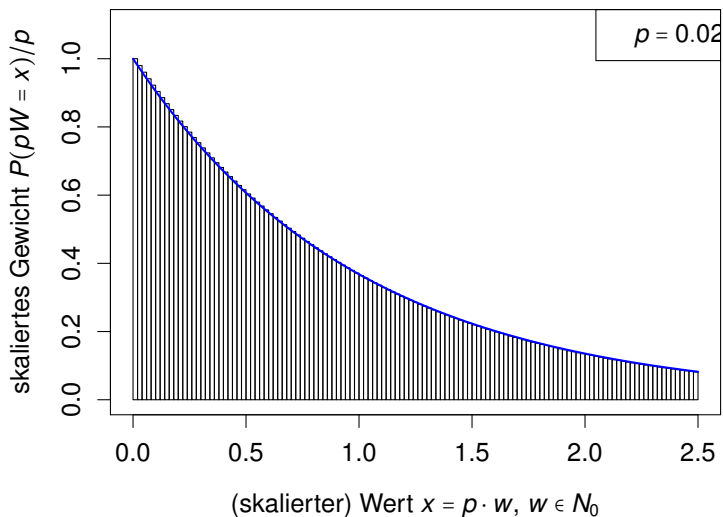
$$P(pW \geq x) = (1 - p)^{\lceil x/p \rceil} \approx (1 - p)^{x/p} \approx e^{-x}$$

Interpretation z.B.: via Wartezeiten auf sehr fein zeitdiskretisiertem Gitter

Frage also: Gibt es eine reellwertige ZV  $X$ , für die obiges ( $P(X \geq x) = e^{-x}$ ) als Identität gilt?

Ja, wie wir sehen werden.

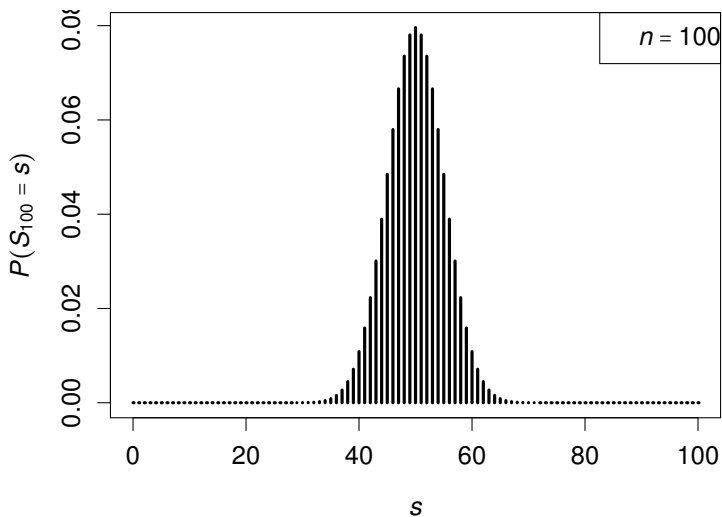
In den folgenden Bildern skalieren wir die Höhe der Balken so, dass die Fläche des Balkens bei  $x = pw$  gerade  $P(pW = x) = p \cdot P(pW = x)/p$  entspricht.

Bsp. 1.22: Illustration (die blaue Kurve ist  $e^{-x}$ )

## Beispiel 1.23 (Approximation einer Normalverteilung durch reskalierte binomialverteilte ZVn)

Betrachten wir für  $S_n \sim \text{Bin}_{n,1/2}$  (und verschiedene  $n$ ) die Verteilungsgewichte, so beobachten wir, dass sich die „Form stabilisiert“.

## Bsp. 1.23: Illustration



## Beispiel 1.23 (Approximation einer Normalverteilung durch reskalierte binomialverteilte ZVn)

Betrachten wir für  $S_n \sim \text{Bin}_{n,1/2}$  (und verschiedene  $n$ ) die Verteilungsgewichte, so beobachten wir, dass sich die „Form stabilisiert“.

Zentrieren und stauchen wir:

$$X_n := \frac{S_n - n/2}{\sqrt{n}}$$

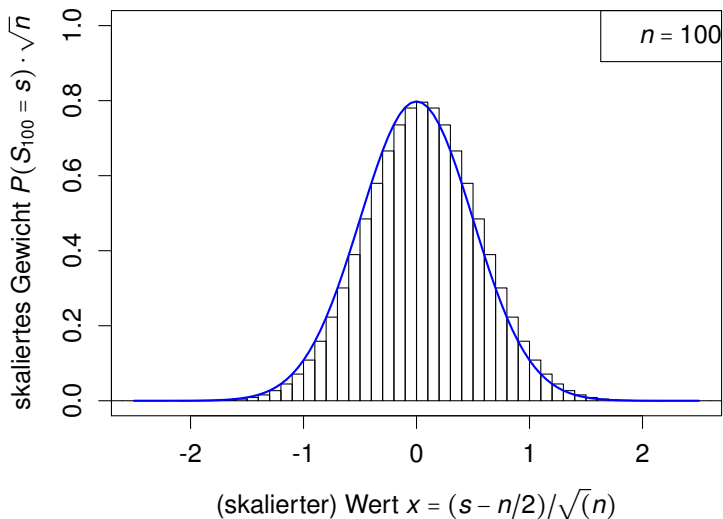
und skalieren die „Balken“ so, dass die Fläche des Balkens bei  $(s - n/2)/\sqrt{n}$  gerade

$$P(S_n = s) = \frac{1}{\sqrt{n}} \times \sqrt{n}P(S_n = s)$$

entspricht.



## Bsp. 1.23: Illustration, 2



## Definition 1.24

Sei  $X$  eine Zufallsvariable mit Werten in einem Intervall  $S = [a, b] \subset \mathbb{R}$  mit  $-\infty \leq a < b \leq \infty$  (im Fall  $a > -\infty, b = \infty$  meinen wir  $S = [a, \infty)$ , etc.) und sei  $f: S \rightarrow [0, \infty)$  eine integrierbare Funktion mit

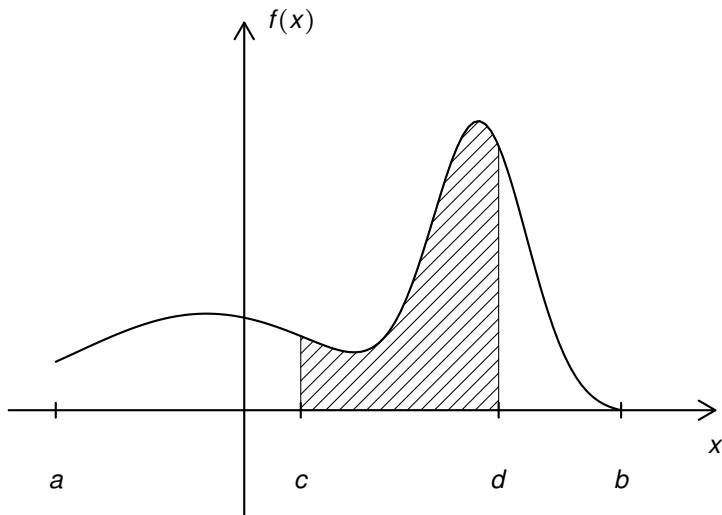
$$\int_a^b f(x) dx = 1.$$

$X$  besitzt die *Dichte* (auch: *Wahrscheinlichkeitsdichte*)  $f$ , wenn gilt

$$P(X \in [c, d]) = \int_c^d f(x) dx \quad \text{für jedes Teilintervall } [c, d] \subset S.$$

Wir notieren oft auch  $f_X$  für die Dichte einer ZV  $X$  (um den Bezug zu  $X$  zu betonen, speziell wenn wir mehrere ZVn zugleich ins Auge fassen).

$X$  hat Dichte  $f$ , so ist  $P(X \in [c, d]) = \int_c^d f(x) dx$



Interpretation der Dichte:  $X$  ZV mit Dichte  $f_X$ , für  $x \in \mathbb{R}$  und kleines  $\delta > 0$  ist

$$P(X \in [x, x + \delta]) = \int_x^{x+\delta} f_X(a) da \approx \delta f_X(x)$$

(wörtlich zumindest für Stetigkeitsstellen  $x$  von  $f_X$ ), also

$$f_X(x) = \lim_{\delta \downarrow 0} \frac{1}{\delta} P(X \in [x, x + \delta])$$

Man formuliert dies gelegentlich auch mit „infinitesimalen Größen“ als

$$P(X \in dx) = f_X(x) dx$$

(Dieser suggestive Ausdruck erhält einen Sinn im Sinne der „Standard-Analysis“, wenn man auf beiden Seiten  $x$  über ein Intervall  $[c, d]$  integriert, dann erhält man Def. 1.24).

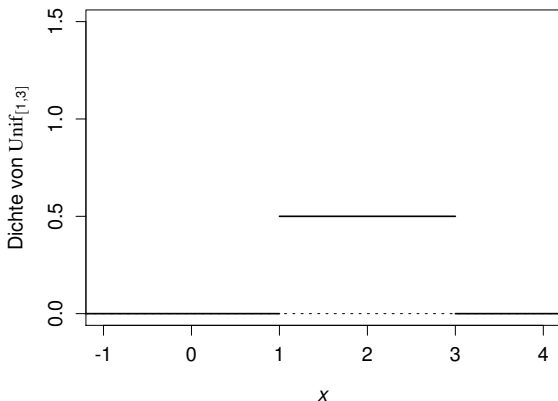
**Bemerkung.** Für eine ZV  $X$  mit Dichte  $f_X$  ist es – im Gegensatz zum Fall mit Gewichten – nicht besonders sinnvoll, nach der Wahrscheinlichkeit von Ereignissen  $\{X = x\}$  für feste Punkte  $x \in \mathbb{R}$  zu fragen, es gilt dann nämlich immer

$$\begin{aligned} P(X = x) &= \lim_{\delta \downarrow 0} P(X \in [x, x + \delta]) \\ &= \lim_{\delta \downarrow 0} \int_x^{x+\delta} f_X(a) da = \int_x^x f_X(a) da = 0. \end{aligned}$$

## Beispiel 1.25 (Einige „klassische“ eindimensionale Verteilungen mit Dichte)

1. (uniforme Verteilung)  $a, b \in \mathbb{R}$ ,  $a < b$ .

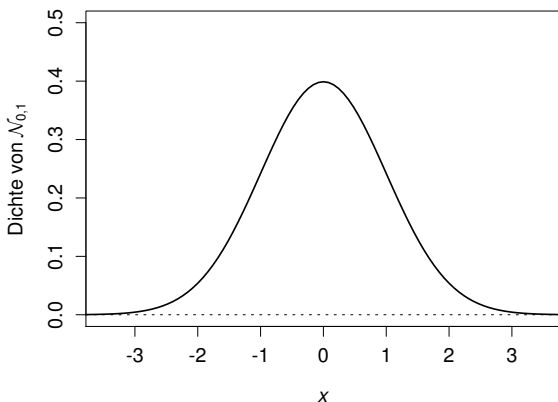
$\text{Unif}_{[a,b]}$  mit Dichte  $\frac{1}{b-a} \mathbf{1}_{[a,b]}(x)$



## Beispiel 1.25

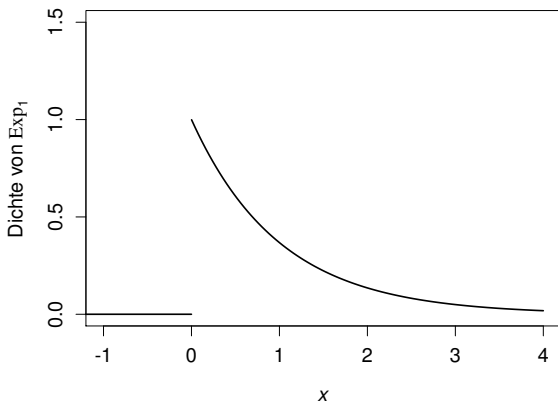
2.  $\mu \in \mathbb{R}$ ,  $\sigma > 0$ .  $\mathcal{N}_{\mu, \sigma^2}$  mit Dichte  $\frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right)$  heißt Normalverteilung mit Mittelwert  $\mu$  und Varianz  $\sigma^2$ .

$\mathcal{N}_{0,1}$  heißt die *Standardnormalverteilung*.



## Beispiel 1.25

3. (Exponentialverteilung[en])  $\theta > 0$ ,  
 $\text{Exp}_\theta$  hat Dichte  $\theta e^{-\theta x} 1_{[0, \infty)}(x)$





## Definition 1.26 (Verteilungsfunktion)

Für eine Zufallsvariable  $X$  mit Werten in  $\mathbb{R}$  (bzw. in einer Teilmenge  $S \subset \mathbb{R}$ ) heißt die Funktion

$$F_X(x) := P(X \leq x), \quad x \in \mathbb{R} \quad (1)$$

die *Verteilungsfunktion* von  $X$ .

Wenn  $X$  mit Wertebereich  $S \subset \mathbb{R}$  die Dichte  $f_X$  besitzt, so gilt offenbar

$$F_X(x) = \int_{-\infty}^x f_X(a) da \quad (2)$$

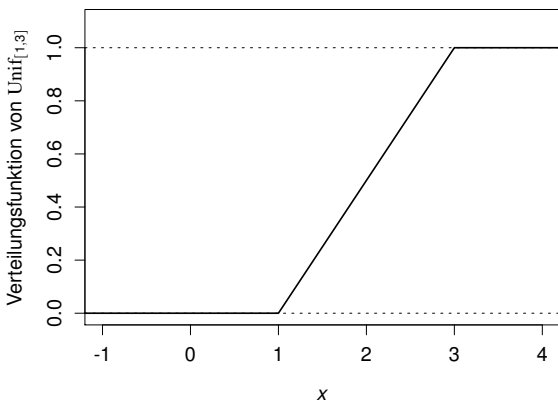
(mit Setzung  $f_X(a) = 0$  für  $a \notin S$ , dem Wertebereich von  $X$ ).

## Beispiel 1.25 (Fortsetzung)

1. (uniforme Verteilung)  $a, b \in \mathbb{R}$ ,  $a < b$ .  $\text{Unif}_{[a,b]}$  mit Dichte

$$\frac{1}{b-a} \mathbf{1}_{[a,b]}(x),$$

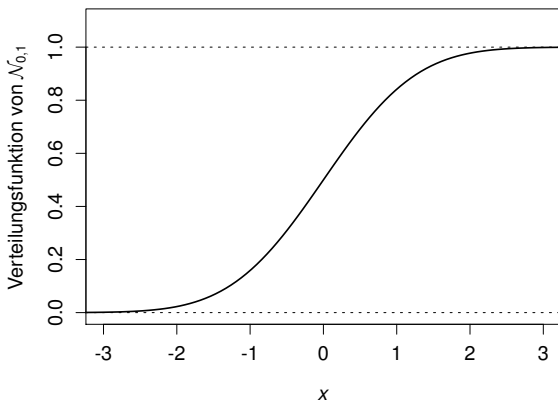
Verteilungsfunktion  $\max \left\{ \min \left\{ \frac{x-a}{b-a}, 1 \right\}, 0 \right\}$



## Beispiel 1.25 (Fortsetzung)

2. Die Verteilungsfunktion der *Standardnormalverteilung*  $\mathcal{N}_{0,1}$ ,  
$$\Phi(x) := F_{\mathcal{N}_{0,1}}(x) = \int_{-\infty}^x \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-z^2/2} dz$$

ist tabelliert bzw. in vielen Computerprogrammen implementiert (z.B. `pnorm` in R)

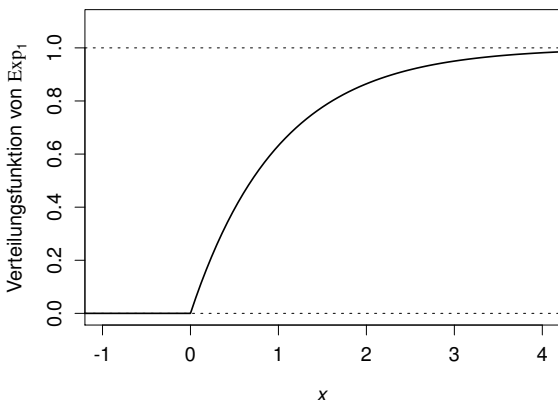


## Beispiel 1.25 (Fortsetzung)

3. (Exponentialverteilung[en])  $\theta > 0$ ,  $\text{Exp}_\theta$  hat Dichte

$$\theta e^{-\theta x} 1_{[0, \infty)}(x),$$

$$\text{Verteilungsfunktion } F_{\text{Exp}_\theta}(x) = (1 - e^{-\theta x}) 1_{[0, \infty)}(x)$$



## Bemerkung 1.27

1. Die Dichte / Verteilungsfunktion von  $X$  hängt nur von der Verteilung von  $X$  ab:

wenn  $Y \stackrel{d}{=} X$  („Gleichheit in Verteilung“), also  $P(X \in B) = P(Y \in B)$  für alle  $B$  gilt, so hat  $Y$  dieselbe (offenbar).

Wir sprechen daher oft auch kurz von der Dichte bzw. Verteilungsfunktion einer Wahrscheinlichkeitsverteilung auf  $\mathbb{R}$ , ohne die zugehörige ZV explizit zu machen.

2. Wenn  $X$  Dichte  $f_X$  und Verteilungsfunktion  $F_X$  besitzt, so ist

$$\frac{d}{dx} F_X(x) = \frac{d}{dx} \int_{-\infty}^x f_X(a) da = f_X(x)$$

(zumindest an Stetigkeitspunkten von  $f_X$ )

## Bemerkung 1.27

3.  $X$  ZV mit Werten in  $S \subset \mathbb{R}$  mit Verteilungsfunktion  $F_X$ ,  $c < d$ , so ist

$$P(X \in (c, d]) = P(X \leq d) - P(X \leq c) = F(d) - F(c)$$

(und falls  $P(X = c) = 0$ , z.B. weil  $X$  eine Dichte besitzt, so ist natürlich auch  $P(X \in [c, d]) = P(X = c) + P(X \in (c, d]) = F(d) - F(c)$ ).

Für  $B = \bigcup_{i=1}^n (c_i, d_i]$  mit  $c_1 < d_1 < c_2 < d_2 < \dots < c_{n-1} < d_{n-1} < d_n$  ist (mit Eigenschaft (A) aus Def. 1.7)

$$P(X \in B) = \sum_{i=1}^n P(X \in (c_i, d_i]) = \sum_{i=1}^n (F_X(d_i) - F_X(c_i))$$

(und „allgemeine“ Mengen  $B \subset \mathbb{R}$  können auf diese Weise approximiert werden).

In diesem Sinne „weiß  $F_X$  alles“ über die Verteilung von  $X$ .

## Bemerkung 1.27

4. (Bezug zum diskreten Fall). Sei  $X$  ZV mit (höchstens) abzählbarem Wertebereich  $S = \{x_1, x_2, \dots\} \subset \mathbb{R}$  und Gewichten  $\rho_X(x_n)$  wie in in Def. 1.11, d.h.

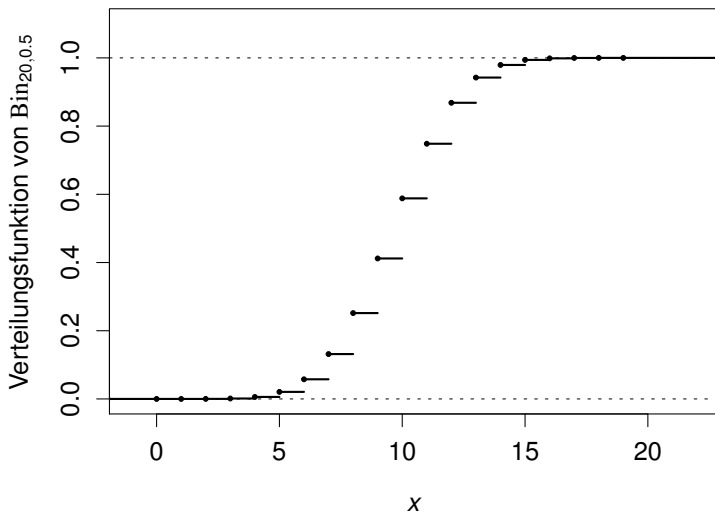
$$P(X \in B) = \sum_{n: x_n \in B} \rho_X(x_n),$$

dann ergibt sich als Verteilungsfunktion

$$F_X(x) = \sum_{n: x_n \leq x} \rho_X(x_n).$$

(Diese ist stückweise konstant mit [höchstens] abzählbar vielen Sprüngen.)

# Beispiel: Verteilungsfunktion einer Binomialverteilung





## Bemerkung 1.27

5. Stets ist  $F_X$  nicht-fallend und rechtsstetig (wenn  $X$  eine Dichte besitzt, so ist  $F_X$  stetig) mit

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

[Die Eigenschaften folgen aus Prop. 1.8:

Für  $x < y$  ist  $\{X \leq x\} \subset \{X \leq y\}$  und somit  $F_X(x) \leq F_X(y)$ ; seien  $x_n \geq x$  mit  $x_n \searrow x$ , so gilt  $\{X \leq x_n\} \searrow \{X \leq x\}$  für  $n \rightarrow \infty$  und daher auch

$F_X(x_n) \searrow F_X(x)$ , d.h.  $F_X$  ist rechtsstetig. Analog gilt

$F_X(x_n) = P(X \leq x_n) \nearrow P(X \leq \infty) = 1$  für  $x_n \nearrow \infty$  und

$F_X(x_n) = P(X \leq x_n) \searrow P(X \leq -\infty) = 0$  für  $x_n \searrow -\infty$ ]

6. Umgekehrt gibt es zu jeder Funktion  $F : \mathbb{R} \rightarrow [0, 1]$  mit den Eigenschaften aus Def. 1.26, 5. eine ZV  $X$  mit  $F_X = F$ . (Wir kommen darauf zurück, siehe Beob. 1.29 unten.)

## Definition 1.28

Die (verallgemeinerte) inverse Funktion von  $F_X$ ,

$$F_X^{-1}(t) := \inf\{x \in \mathbb{R} : F(x) \geq t\}, \quad t \in [0, 1]$$

(mit Setzung  $\inf \emptyset = +\infty$ ) heißt auch die *Quantilfunktion* von  $X$ .

(Beachte, dass die so definierte Funktion  $F_X^{-1}$  linksstetig ist.)

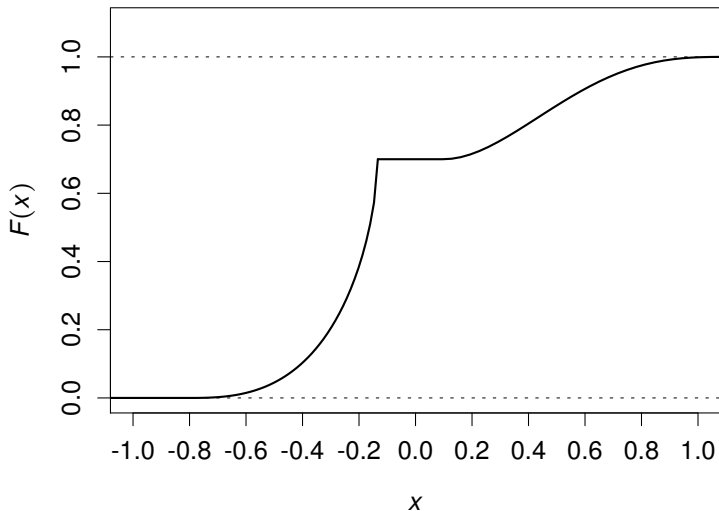
Mit dieser Definition ergibt sich für  $x \in \mathbb{R}$ ,  $t \in [0, 1]$  die Beziehung

$$F_X^{-1}(t) \leq x \iff t \leq F_X(x).$$

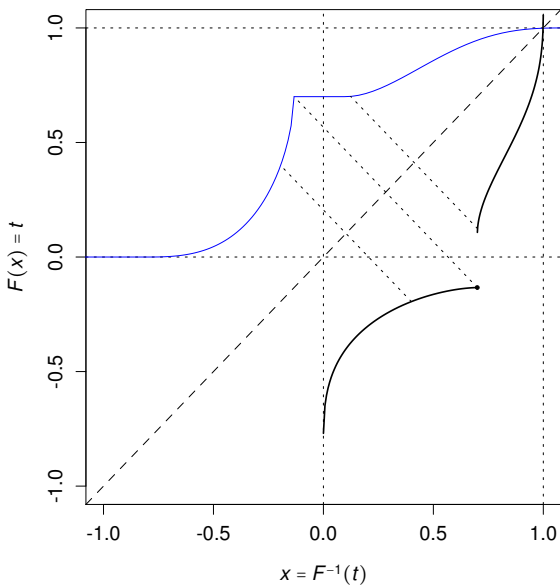
(In der Literatur gibt es leicht verschiedene Definitionen der „Quantilfunktion“, man prüfe ggfs. jeweils die verwendete Konvention.)

Beispiel: Ablesen von  $F^{-1}$ 

$$F_X^{-1}(t) := \inf\{x \in \mathbb{R} : F(x) \geq t\}, \quad t \in [0, 1]$$



## Erinnerung: Inverse via Spiegelung an der Diagonalen



## Beobachtung 1.29 (Erzeugung reeller ZVn mit vorgegebener Verteilung)

Sei  $F : \mathbb{R} \rightarrow [0, 1]$  eine Verteilungsfunktion ,

$$F^{-1}(t) := \inf \{x \in \mathbb{R} : F(x) \geq t\}, \quad t \in [0, 1]$$

die inverse Verteilungsfunktion oder Quantilfunktion (aus Def. 1.28),  $U$  reelle ZV,  $U \sim \text{Unif}_{[0,1]}$ , dann hat

$$X := F^{-1}(U)$$

die Verteilungsfunktion  $F_X = F$ .

*Beweis.* Es gilt  $F^{-1}(t) \leq x \iff t \leq F(x)$ , somit ist für  $x \in \mathbb{R}$

$$\begin{aligned} P(X \leq x) &= P(F^{-1}(U) \leq x) = P(U \leq F(x)) \\ &= P(0 \leq U \leq F(x)) = F(x) - 0 = F(x). \end{aligned}$$

## Beispiel 1.30

1.  $\text{Exp}_\theta$  hat Verteilungsfunktion

$F_{\text{Exp}_\theta}(x) = (1 - e^{-\theta x})1_{[0, \infty)}(x)$  mit inverser Funktion

$F_{\text{Exp}_\theta}^{-1}(t) = -\frac{1}{\theta} \log(1 - t)$ , also ist  $-\frac{1}{\theta} \log(1 - U) \sim \text{Exp}_\theta$

(und natürlich ebenso  $-\frac{1}{\theta} \log(U)$ )

2.  $p(k), k \in \mathbb{N}_0$  Wahrscheinlichkeitsgewichte,

$F(x) = \sum_{k: k \leq x} p(k)$  zugehörige Verteilungsfunktion (vgl.

Bem. 1.27, 4.), so hat

$$X := \min \left\{ n \in \mathbb{N}_0 : \sum_{k=0}^n p(k) \geq U \right\}$$

die Gewichte  $(p(k))_{k \in \mathbb{N}_0}$ .

(Dies ist etwa eine Möglichkeit, eine Poisson-verteilte ZV zu simulieren.)

# Bericht: Verteilungen in R.

R verwendet folgende Namenskonvention: Wenn `name` für eine Verteilung steht, so ist

- `dname` die Dichte- bzw. Gewichtsfunktion von `name`
- `pname` die Verteilungsfunktion von `name` (“p” steht für “probability distribution function”)
- `qname` die Quantilfunktion von `name`
- `rname` simuliert gemäß `name` (“r” steht für “random”)

## Beispiele:

- **Uniforme Verteilung**  $\text{Unif}_{[a,b]}$ :  
[d|p|q|r] unif (... , min=**a**, max=**b**)
- **Normalverteilung**  $\mathcal{N}_{\mu,\sigma^2}$ :  
[d|p|q|r] norm (... , mean= $\mu$ , sd= $\sigma$ )  
(beachte: R parametrisiert mit  $\sigma$ , nicht mit  $\sigma^2$ )
- **Exponentialverteilung**  $\text{Exp}_{\lambda}$ :  
[d|p|q|r] exp (... , rate= $\lambda$ )
- **Poissonverteilung**  $\text{Poi}_{\lambda}$ :  
[d|p|q|r] pois (... , lambda= $\lambda$ )
- **Binomialverteilung**  $\text{Bin}_{n,p}$ :  
[d|p|q|r] binom (... , size=**n**, prob=**p**)

(Siehe auch die Online-Hilfe in R.)



# Transformation von Dichten

## Beobachtung 1.31

$X$  habe Dichte  $f_X$ , sei  $a > 0$ ,  $b \in \mathbb{R}$ , so hat  $Y := aX + b$  die Dichte

$$f_Y(y) = \frac{1}{a} f_X\left(\frac{y-b}{a}\right)$$

denn

$$\begin{aligned} P(Y \leq y) &= P\left(X \leq \frac{y-b}{a}\right) = \int_{-\infty}^{(y-b)/a} f_X(x) dx \\ &= \int_{-\infty}^y f_X\left(\frac{z-b}{a}\right) \frac{1}{a} dz \end{aligned}$$

wir substituieren  $x = (z - b)/a$  ( $\Leftrightarrow z = ax + b$ ),  $\frac{dx}{dz} = 1/a$ .

(Beachte:  $Y \in [y, y + \delta] \Leftrightarrow X \in \left[\frac{y-b}{a}, \frac{y-b}{a} + \frac{\delta}{a}\right]$ .)

## Beispiel 1.32

1.  $X \sim \mathcal{N}_{0,1}$ ,  $\mu \in \mathbb{R}$ ,  $\sigma > 0$ , so ist  $Y := \sigma X + \mu \sim \mathcal{N}_{\mu,\sigma^2}$

Insbesondere gilt  $\mathcal{N}_{\mu,\sigma^2}((-\infty, x]) = \Phi((x - \mu)/\sigma)$

2.  $X \sim \text{Exp}_1$ ,  $a > 0$ , so hat  $Y := aX$  die Dichte  $\frac{1}{a}e^{-x/a}$  (d.h.  $Y \sim \text{Exp}_{1/a}$ )

[ggf. Details an der Tafel]

# Transformation von Dichten, 2

**Proposition 1.33 (Allgemeine Dichtetransformation im Fall  $\mathbb{R}^1$ )**

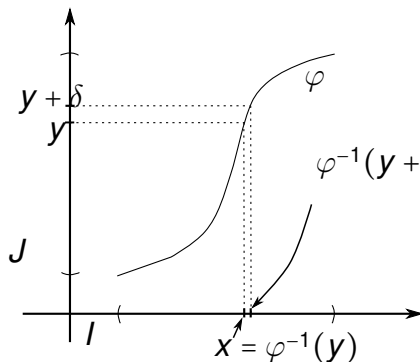
*$X$  reelle ZV mit Dichte  $f_X$ , d.h.  $F_X(x) = \int_{-\infty}^x f_X(z) dz$ ,  $I \subset \mathbb{R}$  (möglicherweise unbeschränktes) offenes Intervall mit  $P(X \in I) = 1$ ,  $J \subset I$ ,  $\varphi: I \rightarrow J$  stetig differenzierbar, bijektiv. Dann hat  $Y := \varphi(X)$  die Dichte*

$$f_Y(y) = \begin{cases} \frac{f_X(\varphi^{-1}(y))}{|\varphi'(\varphi^{-1}(y))|}, & y \in J, \\ 0, & y \notin J. \end{cases}$$

[Bem.: Wenn  $\varphi$  nicht bijektiv ist, so wird  $\varphi(X)$  i.A. keine Dichte besitzen, z.B.  $X \sim \mathcal{N}_{0,1}$ ,  $\varphi(x) = 1_{(0,\infty)}(x)$ , so ist  $\varphi(X) \sim \text{Ber}_{1/2}$ .]

Skizze zur Dichtetransformation (Prop. 1.33):

$Y = \varphi(X)$  hat Dichte  $f_X(\varphi^{-1}(y))/\varphi'(\varphi^{-1}(y))$



$$\begin{aligned}\varphi^{-1}(y + \delta) &\approx \varphi^{-1}(y) + \delta \cdot (\varphi^{-1})'(y) \\ &= \varphi^{-1}(y) + \delta \frac{1}{\varphi'(\varphi^{-1}(y))}\end{aligned}$$

[Rechnung ggf. an der Tafel]

## Beispiel 1.34

1.  $U \sim \text{Unif}_{[0,1]}$ , so hat  $X := -\log(U)$  Dichte  $e^{-x}$  für  $x \geq 0$   
(wie wir in Bsp. 1.30 gesehen haben)

2.  $U \sim \text{Unif}_{[0,1]}$ ,  $n \in \mathbb{N}$ , so hat  $Y := U^n$  Dichte  
 $f_Y(y) = n^{-1}y^{1/n-1}$  (für  $0 \leq y \leq 1$ )

[Rechnung ggfs. an der Tafel]

# Dichten im mehrdimensionalen Fall

Das multivariate Analogon zu Def. 1.24 ist folgende

## Definition 1.35

Sei  $f : \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}_+$  eine (geeignet) integrierbare\* Funktion mit

$$\int_{\mathbb{R}^d} f(x) dx = \int_{-\infty}^{\infty} \cdots \int_{-\infty}^{\infty} f(x_1, \dots, x_d) dx_1 \cdots dx_d = 1.$$

Eine Zufallsvariable  $X$  mit Werten in  $\mathbb{R}^d$  besitzt die *Dichte*  $f$ , wenn für (geeignete) Teilmengen  $A \subset \mathbb{R}^d$  gilt

$$\begin{aligned} P(X \in A) &= \int_A f(x) dx \\ &:= \int_{-\infty}^{\infty} \cdots \int_{-\infty}^{\infty} \mathbf{1}_A(x_1, \dots, x_d) f(x_1, \dots, x_d) dx_1 \cdots dx_d. \end{aligned}$$

---

\*Wir denken hier z.B. an ein  $d$ -fach iteriertes Riemann-Integral.

# Dichten im mehrdimensionalen Fall

Analog zum 1-dimensionalen Fall besitzt die Dichte  $f_X$  einer  $d$ -dimensionalen ZV  $X$  die Interpretation

$$\begin{aligned} P(X \in [x_1, x_1 + \delta_1] \times [x_2, x_2 + \delta_2] \times \cdots \times [x_d, x_d + \delta_d]) \\ \approx \delta_1 \delta_2 \cdots \delta_d \cdot f_X((x_1, \dots, x_d)) \end{aligned}$$

für  $(x_1, \dots, x_d) \in \mathbb{R}^d$  und  $0 < \delta_1, \delta_2, \dots, \delta_d \ll 1$ .

## Beispiel 1.36

1. Uniforme oder Laplace-Verteilung auf einem beschränkten Gebiet  $S \subset \mathbb{R}^d$ :  $X$  mit Dichte

$f_X(x) = \frac{1}{\text{vol}(S)} 1_S(x)$  erfüllt für  $A \subset S$  (geeignet\*)

$$P(X \in A) = \int_A \frac{1}{\text{vol}(S)} 1_S(x) dx = \frac{\int_A 1 dx}{\int_S 1 dx} = \frac{\text{vol}(A)}{\text{vol}(S)}.$$

(Z.B. der zufällig gewählte Punkt  $Z$  aus Kapitel 0 kann als uniform auf  $S = [0, 1]^2$  verteilt modelliert werden.)

---

\*in dem Sinne, dass ein  $d$ -dimensionales „Volumen“  $\text{vol}(A)$  definierbar ist



## Beispiel 1.36 (Forts.)

2. Die 2-dimensionale Standard-Normalverteilung hat

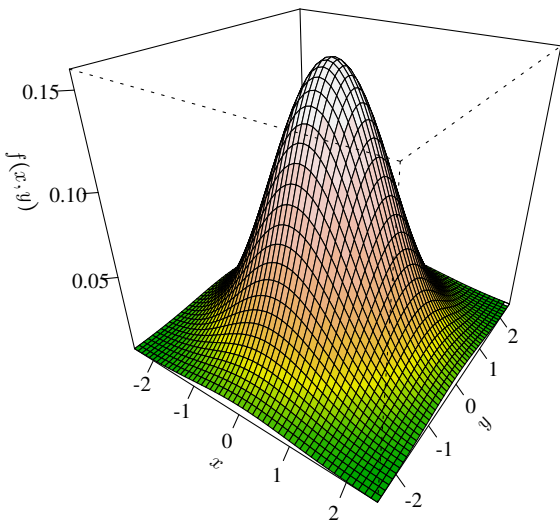
$$\text{Dichte } f(x, y) = \frac{1}{2\pi} \exp\left(-\frac{1}{2}(x^2 + y^2)\right)$$

3. Allgemeiner: Die  $d$ -dimensionale Standard-Normalverteilung hat Dichte

$$f(x_1, \dots, x_d) = \frac{1}{(2\pi)^{d/2}} \exp\left(-\frac{1}{2}(x_1^2 + \dots + x_d^2)\right)$$

Die 2-dimensionale Standard-Normalverteilung hat Dichte

$$f(x, y) = \frac{1}{2\pi} \exp\left(-\frac{1}{2}(x^2 + y^2)\right)$$



Die 2-dimensionale Standard-Normalverteilung hat Dichte

$$f(x, y) = \frac{1}{2\pi} \exp\left(-\frac{1}{2}(x^2 + y^2)\right)$$

