Beschreibende Statistik

Lageparameter

Arithmetisches Mittel

$$\bar{x} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} x_i = \frac{1}{n}(x_1 + \dots + a_n)$$

Das Arithmetische Mittel $\bar{x}$ minimiert die Funktion

$$g(t) = \sum_{i=1}^{n}(x_i - t)^2$$

Geometrisches Mittel

$$\bar{x}_{geom} = \sqrt[n]{x_1 \cdot x_2 \cdot \dots \cdot x_n}$$

Median

$$\tilde{x} = \begin{cases} x_{\frac{n+1}{2}} & , ungerade \\ \frac{1}{2}\cdot(x_{\frac{n}{2}} + x_{\frac{n}{2}+1}) & , gerade \end{cases}$$

Der Median $\tilde{x}$ minimiert die Funktion

$$g(t) = \sum_{i=1}^{n}|x_i - t|$$

Streungsmaße

(empirische) Varianz

$$var = \sigma^2 = {s_n}^2 = \frac{1}{n-1}\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})^2$$

alternativ

$$var = \sigma^2 = \frac{n}{n-1}\cdot(\overline{x^2} - \bar{x}^2)$$

Standardabweichung

$$\sigma = s_n = \sqrt{\sigma^2}$$
$$\sigma = s_n = \sqrt{{s_n}^2}$$

mittlere absolute Abweichung

$$\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|x_i - \tilde{x}| \text{ für Median}$$

$$\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|x_i - \bar{x}| \text{ für arithmetisches Mittel}$$

Kovarianz und Korrelationskoeffizient

Kovarianz

$$cov(x,y) = S_{xy} = \frac{1}{n-1}\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})\cdot(y_i - \bar{y})$$

alternativ

$$cov(x,y) = S_{xy} = \frac{1}{n-1}\sum_{i=1}^{n}(x_i \cdot y_i - n\cdot\bar{x}\cdot\bar{y})$$

Korrelationskoeffizent

$$r_{xy} = \frac{S_{xy}}{S_x \cdot S_y}$$

Der Korrelationskoeffizent liegt immer zwischen $-1 \leq r \leq +1$. Je näher r_{xy} bei -1 (negative Korellation/Steigung), oder $+1$ (positive Steigung/Korrelation) liegt, desto genauer schmiegen sich die Messwerte an eine Gerade an. Bei r_{xy} nahe 0 gibt es keinen *linearen* Zusammenhang zwischen den Merkmalen.

Regressionsrechnung

Regressionsgerade

Variante 1

$$y = \bar{y} + \frac{S_{xy}}{{\sigma_x}^2}\cdot(x - \bar{x})$$

Variante 2

$$y = b + a\cdot x$$
$$a = \frac{S_{xy}}{{\sigma_x}^2} \text{ und } b = \bar{y} - a\cdot\bar{x}$$

Kleinste quadratische Abweichung

Die Parameter $a, b, c, \ldots$ werden so gewählt, dass

$$Q(a,b,c,\ldots) = \sum_{i=1}^{n}(f_{a,b,c,\ldots}(x_i) - y_i)^2$$

minimal ist

$f_{a,b,c\ldots}(x_i)$ ist die Funktion dessen Parameter gesucht werden

Nullsetzen der partiellen Ableitungen:

$$\frac{\partial}{\partial a}Q(a,b) = 0$$
$$\frac{\partial}{\partial b}Q(a,b) = 0$$

Über die Ableitungen lassen sich die Parameter finden welche die vorgegebene Funktion am besten annähern

Vergleich ermittelter Kurven

Um Kurven zu vergleichen, einfach die ermittelten Parameter in die $Q(a,b,c,\ldots)$ Funktion eingeben und Wert berechnen. Je kleiner der Wert desto besser passt die Kurve

Wahrscheinlichkeitstheorie

Wahrscheinlichkeitsräume

Der Wahrscheinlichkeitsbegriff

$$Ergebnismenge = \Omega$$

Beispiel Würfel $\Omega = \{1,2,3,4,5,6\}$

Ein Ereignis ist eine Teilmenge der Ergebnismenge

$\varnothing \subseteq \Omega \mathrel{\hat{=}}$ unmögliches Ereignis

$\Omega \subseteq \Omega \mathrel{\hat{=}}$ sicheres Ereignis

$A = \{1,2,3\}$ Ereignis

$\bar{A} = \{4,5,6\}$ Gegenereignis

Elementarereignis

einelementige Teilmenge von Ω

Ereignis, eine 3 werfen

$$B = \{3\}$$
$$P(\{3\}) = \frac{1}{6}$$

Laplace-Versuch

Jedes Elementarereignis ist gleich wahrscheinlich

$$P(\{\omega_i\}) = \frac{1}{|\Omega|}$$
$$P(A) = \frac{|A|}{|\Omega|} = \frac{3}{6} = \frac{1}{2}$$

Bedingte Wahrscheinlichkeit

Bedingte Wahrscheinlichkeit

Wahrscheinlichkeit für A unter der Bedingung B

$$P(A|B) = \frac{P(A\cap B)}{P(B)}$$
$$P(\bar{A}|B) = 1 - P(A|B)$$

Formel von Bayes

$$P(A|B) = \frac{P(B|A)\cdot P(A)}{P(B)}$$

Satz der totalen Wahrscheinlichkeit

$$P(A) = \sum_{i=1}^{n}(P(A|B_i)\cdot P(B_i))$$

Viel Felder Tafel

	A	$\bar{A}$	$\sum$
B	$P(A\cap B)$	$P(\bar{A}\cap B)$	$P(B)$
$\bar{B}$	$P(A\cap\bar{B})$	$P(\bar{A}\cap\bar{B})$	$P(\bar{B})$
$\sum$	$P(A)$	$P(\bar{A})$	1

Die Ränder sind immer die Summen der zugehörigen Zeilen oder Spalten

Allgemeine Regeln

$$P(A\cap B) = P(A|B)\cdot P(B) = P(B|A)\cdot P(A)$$
$$P(A\cup B) = P(A) + P(B) - P(A\cap B)$$
$$P(\bar{A}) = 1 - P(A)$$
$$P(\overline{A\cup B}) = P(\bar{A}\cap\bar{B})$$
$$P(\overline{A\cap B}) = P(\bar{A}\cup\bar{B})$$

Wenn A und B unabhängig, dann gilt

$$P(A\cap B) = P(A)\cdot P(B)$$
$$P(A|B) = P(A)$$

Zufallsvariablen

Eine Zufallsvariable ist eine Zuordnungsvorschrift die jedem möglichen Ergebnis eines Zufallsexperiments eine Größe zuordnet

$$X = k \mathrel{\hat{=}} \{\omega\in\Omega | X(\omega = k\}$$
$$X = 3 \mathrel{\hat{=}} \{\omega\in\Omega | X(\omega = 3\}$$
$$X \leq k \mathrel{\hat{=}} \{\omega\in\Omega | X(\omega \leq k\}$$

Diskrete Verteilungen

Binomialverteilung

Mit zurücklegen, Wahrscheinlichkeit für jedes Ereignis gleich

$$X \sim B(n,p)$$

$n =$: Stichprobenumfang

$p =$: Wahrscheinlichkeit

(p muss bei Binomialverteilung fest bleiben)

$$P(X = k) = \binom{n}{k}\cdot p^k\cdot(1-p)^{n-k}$$
$$P(X \leq k) = \sum_{i=0}^{k}\binom{n}{i}\cdot p^i\cdot(1-p)^{n-i}$$
$$P(X > k) = 1 - P(X \leq k)$$

Eingabe Taschenrechner

$$\binom{n}{k} \mathrel{\hat{=}} n\,|nCr|\,k$$

Binomialverteilung approximieren

Die **Binomialverteilung** kann mit der **Poisson** Verteilung approximiert werden, dann gilt

$$\lambda = n\cdot p$$

Die **Binomialverteilung** kann auch mit der **Normalverteilung** approximiert werden, wobei gilt $n\cdot p = \mu$ und $n\cdot p\cdot(1-p) = \sigma^2$, **bedingung ist**

$$X \sim B(n,p) \approx N(n\cdot p, n\cdot p\cdot(1-p))$$

falls gilt

$$n\cdot p\cdot(1-p) > 9$$

Bei der approximation mit der Normalverteilung kann man eine **Stetigkeitskorrektur** verwenden um ein besseres Ergebnis zu erhalten

$$P(X \leq k) \approx F_N(R + 0,5)$$
$$P(X < k) \approx F_N(R - 0,5)$$
$$P(a \leq X \leq b) \approx F_N(b + 0,5) - F_N(a - 0,5)$$

Zusammengefasst

Falls np und $n(1-p)$ groß genug sind:

$$\mu = n\cdot p \text{ und } \sigma^2 = n\cdot p\cdot(1-p)$$
$$F_B(x) \approx F_N(x + 0.5) = \Phi\left(\frac{x + 0.5 - np}{\sqrt{np(1-p)}}\right)$$

Hypergeometrische Verteilung

Ohne zurücklegen, Wahrscheinlichkeit ändert sich nach jedem Ereignis

$X \sim H(N, M, n)$

$n =$: Stichprobenumfang

$N =$: Gesamtzahl

$M =$: Anzahl der Elemente mit der Eigenschaft

$$P(X = k) = \frac{\binom{M}{k} \cdot \binom{N-M}{n-k}}{\binom{N}{n}}$$

$$P(X \leq k) = \sum_{i=0}^{k} \frac{\binom{M}{i} \cdot \binom{N-M}{n-i}}{\binom{N}{n}}$$

$$P(X > k) = 1 - P(X \leq k)$$

Hypergeometrische Vert. approximieren

Die hypergeometrische Verteilung kann mit der **Binomialverteilung** approximiert werden. Dabei muss folgende Bedingung gelten

$$\frac{n}{N} < 0,05$$

Poisson Verteilung

Schlüsselwörter sind **Ereignisse pro Zeiteinheit**, zum Beispiel Anrufe innerhalb bestimmter Zeitspanne

$X \sim Pois(\lambda)$

$$P(X = k) = \pi_\lambda(k) = \frac{\lambda^k}{k!} \cdot e^{-\lambda}$$

Nährung an Normalverteilung

Wenn λ groß genug ist kann die Verteilungsfunktion $F_P(x)$ der Poissonverteilung durch die Verteilungsfunktion der Normalverteilung $F_N(x)$ mit den Parametern

$\mu = \lambda$ und $\sigma^2 = \lambda$

genähert werden:

$$F_P(x) \approx F_N(x + 0.5) = \Phi(\frac{x+0.5-\lambda}{sqrt\lambda})$$

Geometrische Verteilung

$X \sim Geom(n, p)$

$$P(X = n) = (1 - p)^{n-1} \cdot p$$

Beispiel: Ein Würfel wird so lange gewürfelt bis eine 6 Auftritt. Die Zufallsvariable X ist gleich Anzahl der Würfe

Stetige Verteilungen

Dichtefunktion

Die Dichtefunktion ist ein Hilfsmittel zur **Beschreibung einer stetigen Wahrscheinlichkeitsverteilung**

Bedingungen der Dichtefunkion

$$f(x) \geq 0$$

$$\int_{-\infty}^{\infty} f(x)dx = 1$$

Die Dichtefunktion muss **nicht** stetig sein

Die Dichtefunktion ist die Ableitung der Verteilungsfunktion $F(x)$

Verteilungsfunktion

Eine Verteilungsfunktion ist eine Funktion F, die jedem x einer Zufallsvariable X genau eine Wahrscheinlichkeit $P(X \leq x)$ zuordnet

$$F(x) \to P(X \leq x)$$

Bedingungen der Verteilungsfunktion

Die Verteilungsfunktion **muss** stetig sein

Die Verteilungsfunktion **muss** monoton steigend sein

$$\lim_{x\to\infty} F(x) = 1$$

$$\lim_{x\to-\infty} F(x) = 0$$

Normalverteilung

$X \sim N(\mu, \sigma^2)$

Ist $X \sim N(0, 1)$ dann heißt sie Standardnormalverteilt

Jede Normalverteilung kann standardisiert werden, das heißt die Mitte der Kurve wird auf den Nullpunkt gesetzt

Wenn $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ verteilt ist dann ist die standardisierte Zufallsvariable $Z = \frac{x-\mu}{\sigma} \sim N(0, 1)$ standardnormalverteilt

Ist die Zufallsvariable standardverteilt kann die Wahrscheinlichkeit aus der Tabelle abgelesen werden

Regeln für den *Phi*-Wert

$$P(X \leq k) = \Phi(k)$$

$$P(X \leq -k) = 1 - \Phi(+k)$$

$P(X = k) = 0$ ("Integral ohne Breite!")

allgemein folgt daraus, wenn

$X \sim N(\mu, \sigma^2)$

dann gilt

$$P(X \leq k) = \Phi(\frac{k-\mu}{\sigma})$$

$$P(a \leq X \leq b) = \Phi(\frac{b-\mu}{\sigma}) - \Phi(\frac{a-\mu}{\sigma})$$

Additionssatz der Normalverteilung

Seien X und Y unabhängig und Normalverteilt, dann gilt:

$$X + Y = N(\mu_X + \mu_Y; \sigma_X^2 + \sigma_Y^2)$$

Ihre Summe ist ebenfalls Normalverteilt!

Quantile der Normalverteilung

Tabelliert ist das $\beta-$Quantil z_β der Normalverteilung $N(0, 1)$

$$P(X \leq z_\beta) = \beta$$

$$z_{1-\beta} = -z_\beta$$

Beispiel

$$\beta = 0.9 => z_\beta = 1.28155$$

Exponentialverteilung

Eine exponentialverteilte Zufallsvariable T hat die Dichte

$$f(t) = \begin{cases} \lambda \cdot e^{-\lambda \cdot t} & , t \geq 0 \\ 0 & , t < 0 \end{cases}$$

und daraus eribt sich die Verteilungsfunktion

$$F(x) = P(T \leq x) =$$

$$= \int_{-\infty}^{x} f(t)dt = \begin{cases} 1 - e^{-\lambda \cdot x} & , x \geq 0 \\ 0 & , x < 0 \end{cases}$$

Die Exponentialverteilung ist Gedächtnislos

Gleichverteilung(Rechteckverteilung)

$$f(t) = \begin{cases} \frac{1}{b-a} & , t \in [a, b] \\ 0 & , sonst \end{cases}$$

$$F(t) = \begin{cases} 0 & , t < a \\ \frac{t-a}{b-a} & , t \in [a, b] \\ 1 & , t > b \end{cases}$$

Erwartungswert und Varianz

Erwartungswert

Erwartungswert und Mittelwert sind prinzipiell gleichwertig, der Erwartungswert entspricht der theoretischen Erwartung, der Mittelwert entspricht den tatsächlichen Werten

Zufallsvariable mit diskreter Verteilung

$$\mu = E(X) = \sum_{i=0}^{n} (x_i \cdot p_i)$$

Zufallsvariable mit Dichtefunktion f

$$\mu = E(X) = \int_{-\infty}^{\infty} x \cdot f(x)dx$$

Exponentialverteilung mit Zufallsvariable T

$$E(T) = \sigma_T = \frac{1}{\lambda}$$

Für Binomialverteilung

$$\mu = E(X) = n \cdot p$$

Für geometrische Verteilung

$$\mu = E(X) = \frac{1}{p}$$

Für Poissonverteilung

$$\mu = E(X) = \lambda$$

Für Hypergeometrischeverteilung

$$E(S_n) = E(X_1 + ... + X_n) = n \cdot E(X_1) = n \cdot \frac{M}{N}$$

Für Gleichverteilung(Rechteckverteilung)

$$E(T_i) = \frac{a+b}{2}$$

Allgemeine Regeln für den Erwartungswert

$a, b \in \mathbb{R}$

$$E(aX + b) = a \cdot E(X) + b$$

$$E(X + Y) = E(X) + E(Y)$$

$$E(aX + bY) = a \cdot E(X) + b \cdot E(Y)$$

Varianz

Zufallsvariable mit diskreter Verteilung

$$\sigma^2 = Var(X) = \sum (x_i - \mu)^2 \cdot p_i$$

Zufallsvariable mit Dichtefunktion f

$$Var(X) = E(X^2) - (E(X))^2$$

Varianz aus Erwartungswert berechnen

$$\sigma^2 = E(X^2) - \mu^2$$

Exponentialverteilung mit Zufallsvariable T

$$Var(T) = \frac{1}{\lambda^2}$$

Für Binomialverteilung

$$\sigma^2 = n \cdot p \cdot (1 - p)$$

Für geometrische Verteilung

$$\sigma^2 = \frac{1}{p^2} - \frac{1}{p}$$

Für Poissonverteilung

$$\sigma^2 = Var(X) = E(X^2) - E(X)^2 = \lambda$$

Für Hypergeometrischeverteilung

$$Var(S_n) = n \cdot \frac{M}{N} \cdot (1 - \frac{M}{N}) \cdot \frac{N-n}{N-1}$$

Für Gleichverteilung(Rechteckverteilung)

$$Var(T_i) = \frac{(b-a)^2}{12}$$

Allgemeine Regeln für Varianz

$$Var(X + b) = Var(X)$$

$$Var(aX+b) = a^2 \cdot Var(X)$$
$$Var(X+Y) =$$
$$Var(X) + Var(Y) + 2 \cdot cov(X,Y)$$
wobei gilt:
$$Cov(X,Y) = E((X-\mu_X)(Y-\mu_Y)) =$$
$$E(X \cdot Y) - \mu_X \mu_Y$$
bei unabhängigen Zufallsvariablen X und Y ist $Cov(X,Y) = 0$ siehe unten.

Unabhängige Zufallsvariablen

Allgemeine Regeln

$$Var(X + const) = Var(X)$$
$$Var(X+Y) = Var(X) + Var(Y)$$
$$E(X \cdot Y) = E(X) \cdot E(Y)$$

Wichtige Sätze der Stochastik

Zentraler Grenzwertsatz

n groß (Anzahl der Zufallsvariablen) $n \geq 30$
X_i unabhängig und identisch verteilt
$\widehat{=}$ haben die gleiche Verteilung
$$E(X_i) = \mu$$
$$Var(X_i) = \sigma^2$$
$$\sum X_i \sim N(n \cdot \mu, n \cdot \sigma^2)$$
$$\overline{X}_n = \frac{X_1 + \ldots + X_n}{n} = \bar{x} \sim N(\mu, \frac{\sigma^2}{n})$$
Manche Verteilungen verhalten sich in der Summe anders, zum Beispiel die Rechteckverteilung ist nicht mehr R-Verteilt. Dann wird der Zentrale Grenzwertsatz verwendet

ZGS - Definition

Seien $X_1, ..., X_n$ unabhängige und identisch verteilte Zufallsvariablen (nicht zwangsläufig Normalverteilt) mit Erwarungswert μ und Varianz σ^2. Ihre Summe sei $S = X_1 + ... + X_n$ mit Erwartungswert $n\mu$ und Varianz $n\sigma^2$. Es gilt für die zugehörige Zufallsvariable
$$Z = \frac{S - n\mu}{\sqrt{n}\sigma} = \frac{\overline{X} - \mu}{\frac{\sigma}{\sqrt{n}}} \text{ gilt}$$
$$\lim_{n\to\infty} P(Z \leq z) = \Phi(z)$$

Induktive Statistik - Schätztheorie

Schätzfunktionen

Maximum-Likelihood-Schätzer

$$L(x_1, \ldots, x_n, \alpha) = \prod_{i=1}^{n} f(x_i)$$
$f(x_i)$ muss eine **Dichtefunktion** sein
$$\frac{\partial \ln L(x_1, \ldots, x_n, \alpha)}{\partial \alpha} = 0$$
Die Funktion nach dem Parameter α ableiten und Nullsetzen
Das Ergebnis ist der Maximum-Likelihood-Schätzer

Konfidenzintervalle

Intervall für $E(X)$ einer Normalverteilung

Ist $X \sim N(\mu, \sigma^2)$ verteilt, dann ist
$$Z = \frac{\bar{X} - \mu}{\sigma/\sqrt{n}} \sim N(0,1)$$

Bei **bekannter** Standardabweicheung σ

$$\left[\bar{x} - z_{1-(\alpha/2)} \cdot \frac{\sigma}{\sqrt{n}}, \bar{x} + z_{1-(\alpha/2)} \cdot \frac{\sigma}{\sqrt{n}}\right]$$
$\bar{X}$ = arithmetisches Mittel, bzw erwartungsstreuer Schätzer bei n unabhängigen Stichproben
α = Signifikanzwahrscheinlichkeit (Irrtumswahrscheinlichkeit)
$1 - \alpha$ = Vertrauensniveau
Ist α gegegeben, berechne das Quantil
$$z_{1-(\alpha/2)}$$

Bei **unbekannter** Standardabweicheung σ

$$\left[\bar{x} - t_{1-(\alpha/2)} \cdot \frac{s}{\sqrt{n}}, \bar{x} + t_{1-(\alpha/2)} \cdot \frac{s}{\sqrt{n}}\right]$$
Anstatt σ^2 wird der erwartungstreue Schätzer s verwendet
$$s^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^{n} (X_i - \bar{X})^2$$
beziehungsweise
$$s = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^{n} (X_i - \bar{X})^2}$$

Induktive Statistik - Hypothesentest

Tests für Lageparameter

Gauß-Test

Ist ein Test für den Erwartungswert einer *Normalverteilung* bei bekannter Standardabweichung σ
NOCH ZU FÜLLEN

t-Test

noch zu füllen

Tests für Streuungsmaße

χ^2 - Anpassungstest

Der χ^2-Anpassungstest überprüft ob eine unbekannte Wahrscheinlichkeitsverteilung einem bestimmten Verteilungsmodell folgt
$$T = \frac{1}{n}\left(\sum_{i=1}^{r} \frac{N_i{}^2}{p_i}\right) - n$$
alternativ
$$T = \sum_{i=1}^{r} \frac{(N_i - np_i)^2}{n \cdot p_i}$$
Das Ergebnis T mit $\chi^2_{r-1;1-\alpha}$ Wert aus der Tabelle vergleichen
$T < \chi^2$ = Hypothese wird nicht verworfen

Übersicht: Induktive Statistik

GEGEBENENFALLS FOLGENDES NOCH ZU DEN EINZELNEN POSITIONEN VERSCHIEBEN

Konfidenzbereich/Test für Erwartungswert

Varianz σ^2 **bekannt**

Zweiseitige Konfidenzintervalle

Wegen
$$Z = \frac{\bar{X} - \mu}{\sigma/\sqrt{n}} = \frac{\bar{X} - \mu}{\sigma} \cdot \sqrt{n} \sim N(0,1)$$
ist zu gegebenen Konfidenzniveau $1 - \alpha$ das Konfidenzintervall gleich
$$\left[\bar{x} - z_{1-\frac{\alpha}{2}} \cdot \frac{\sigma}{\sqrt{n}}, \bar{x} + z_{1-\frac{\alpha}{2}} \cdot \frac{\sigma}{\sqrt{n}}\right]$$

Einseitige Konfidenzintervalle

$$\left]-\infty, \bar{x} + z_{1-\alpha} \cdot \frac{\sigma}{\sqrt{n}}\right] \text{ bzw.}$$
$$\left[-\infty, \bar{x} - z_{1-\alpha} \cdot \frac{\sigma}{\sqrt{n}}\right[$$

Zweiseitige Tests

Für μ_0 sei
$$Z = \frac{\bar{X} - \mu_0}{\sigma/\sqrt{n}}$$
$H_0 : \mu = \mu_0$ Bereich: $-z_{1-\frac{\alpha}{2}} \leq Z \leq z_{1-\frac{\alpha}{2}}$

Einseitige Tests

$H_0 : \mu \leq \mu_0$ Bereich: $Z \leq z_{1-\alpha}$
$H_0 : \mu \geq \mu_0$ Bereich: $Z \geq -z_{1-\alpha}$

Varianz σ^2 **unbekannt**

Zweiseitige Konfidenzintervalle

Allgemeine Matheregeln

Potenzen und Logarithmen

Potenzgesetze

$a^0 = 1$
$a^1 = a$
$a^m \cdot a^n = a^{m+n}$
$(a^n)^m = a^{n \cdot m}$
$a^n \cdot b^n = (a \cdot b)^n$
$\frac{a^n}{a^m} = a^{n-m}$
$a^{\frac{b}{n}} = \sqrt[n]{b}$
$\prod_{i=1}^{n} a^{x_i} = a^{\sum_{i=1}^{n} x_i}$

Logarithmusregeln

$x = \log_a y \Leftrightarrow y = a^x$
$\log 1 = 0$
$\log x \cdot y = \log x + \log y$
$-\log x = \log \frac{1}{x}$
$\log \frac{x}{y} = \log x - \log y$
$\log x^n = n \cdot \log x$
$\log_a x = \frac{\log x}{\log a}$
$\log\left(\prod_{i=1}^{n} x_i\right) = \sum_{i=1}^{n} \log x_i$

Ableitungen und Integrale

Grundlegende Ableitungsregeln

$f(x)$	$f'(x)$
$c = const$	0
x^n	$n \cdot x^{n-1}$
$\sqrt{x}$	$\frac{1}{2\sqrt{x}}$
e^x	e^x
a^x	$\ln a \cdot a^x$
$\ln x$	$\frac{1}{x}$
$\log_a x$	$\frac{1}{\ln a \cdot x}$
$\sin x$	$\cos x$
$\cos x$	$-\sin x$
$\tan x$	$\frac{1}{\cos^2 x}$
$\cot x$	$\frac{1}{\sin^2 x}$

Verknüpfte Ableitungsregeln

$f(x)$	$f'(x)$
$(f(x) + g(x))$	$(f'(x) + g'(x))$
$(f(x) \cdot g(x))$	$(f'(x) \cdot g(x)) + (f(x) \cdot g'(x))$
$\frac{f(x)}{g(x)}$	$\frac{(f'(x) \cdot g(x)) - (f(x) \cdot g'(x))}{g(x)^2}$
$f(g(x))$	$f'(g(x)) \cdot g'(x)$

wichtige Stammfunktionen

$f(x)$	$F(x)$
$x^n, n \neq 1$	$\frac{1}{n+1} \cdot x^{n+1} + c$
$\frac{1}{x}, x \neq 0$	$\ln \lvert x \rvert + c$
$\sqrt{x}$	$\frac{2}{3} \cdot x^{\frac{3}{2}} + c$
e^x	$e^x + c$

Bestimmte Integrale

$$\int_a^b f(x)dx = [F(x) + C]_a^b = F(b) - F(a)$$