Risikotheorie

4. Teil

Prof. Erika Hausenblas

Montanuniversität Leoben, Österreich

9. Mai 2018

Inhalt

Grenzwertsätze

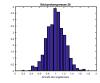
- Extremwerttheorie
 - Extremwertverteilungen
 - Fisher-Tapett Theorem
- Maximale Anziehungsbereiche

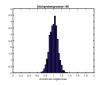
Starke Gesetz der grossen Zahlen

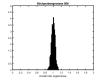
Satz

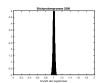
Sei $\{X_j: j\in \mathbb{N}\}$ eine Familie von unabhängigen identisch verteilten Zufalsvariablen mit $\mathbb{E} X_j = \nu$ und $\mathbf{Var}(X_j) = \sigma^2 < \infty$ und $\sigma > 0$. Dann gilt \mathbb{P} fast überall

$$S_n := \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n X_j \longrightarrow \mu.$$









Arten der Konvergenz

Konvergenz fast sicher

Eine Folge $\{Z_n : n \in \mathbb{N}\}$ über einen Wahrscheinlichkeitsraum $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$ konvergiert fast sicher gegen eine feste Zahl $a \in \mathbb{R}$, falls

$$\lim_{n\to\infty}\mathbb{P}\left(Z_n\to a\right)=0.$$

Arten der Konvergenz

Konvergenz fast sicher

Eine Folge $\{Z_n : n \in \mathbb{N}\}$ über einen Wahrscheinlichkeitsraum $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$ konvergiert fast sicher gegen eine feste Zahl $a \in \mathbb{R}$, falls

$$\lim_{n\to\infty}\mathbb{P}\left(Z_n\to a\right)=0.$$

Konvergenz in der Verteilung

Eine Folge $\{Z_n : n \in \mathbb{N}\}$ über einen Wahrscheinlichkeitsraum $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$ konvergiert fast sicher gegen eine andere Zufallsvariable H über $(\Omega, \mathcal{F}, \mathbb{P})$, falls

$$\lim_{n\to\infty} F_{Z_n}(x) = F_H(x), \quad \forall x\in\mathbb{R}.$$

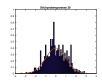
Schwache Gesetz der großen Zahlen

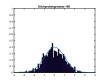
Satz

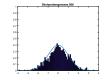
Sei $\{X_j:j\in\mathbb{N}\}$ eine Familie von unabhängigen identisch verteilten Zufalsvariablen mit $\mathbb{E}X_j=\nu$ und $\mathbf{Var}(X_j)=\sigma^2<\infty$ und $\sigma>0$. Dann gilt

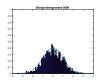
$$S_n^{\frac{1}{2}} := \frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{j=1}^n X_j \to H,$$

wobei H eine normalverteilte Zufallsvariable ist, mit Erwartungswert ν und Varianz σ^2 .

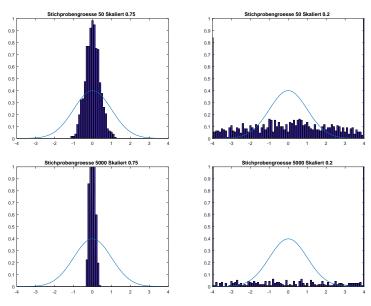








Schwache Gesetz der großen Zahlen



Problem

Man spricht von einer 100 Jahr Flut, falls durchschnittlich jede hundert Jahre eine Flut mit mindestens dieser Höhe passiert. Allgemein, sei Y das Maximum der Flut in einem Jahr. Gegeben ein Level $x \geq 0$. Ein Ereignis $A = \{Y > x\}$ heißt $\mathcal{T}(x)$ Jahres Ereignis falls es durchschnittlich einmal in $\mathcal{T}(x)$ Jahren auftritt, d.h.

$$T(x) = \frac{1}{\mathbb{P}(Y > x)}.$$

Wird, z.B. ein Deich in den Niederlanden oder Belgien geplant, so werden die Deiche so ausgelegt, dass sie eine 10^4 -Jahres Flut aushalten. Man gibt sich also T=T(x) vor und ist an x interessiert. Das heißt man ist an der Quantilen Funktion für Werte sehr nahe an 1 interessiert.

Problem

Sei $\{X_j: j \in \mathbb{N}\}$ eine Familie von unabhängigen identisch verteilten Zufalsvariablen. Sei

$$M_n := \max(X_1, X_2, \dots, X_n)$$

Frage:

Was kann man über die Verteilung von M_n mit n groß aussagen?

Beispiel

Man möchte die Wahrscheinlichkeit berechnen, dass innerhalb eines Jahre ein Zugseil reißt. Man weiß dass bei einer bestimmten Last, dieses Zugseil reißen kann. Die Last an einen Tag sei eine normalverteilte Zufallsvariable. Beobachtet man z.B. die Lastenverteilung eines Jahres für jeden Tag, so erhält man eine Familie von unabhängigen normalverteilten Zufallsvariable $\{X_n:n=1,\ldots,365\}$. Die Frage stellt sich jetzt, wie ist das Maximum

$$M_{365} = \max_{1 \le n \le 365} X_n$$

verteilt. Im allgemeinen kann man M_{365} mittels einer Extremwertverteilung approximieren.

Problem

Sei $\{X_j: j\in \mathbb{N}\}$ eine Familie von unabhängigen identisch verteilten Zufallsvariablen. Sei

$$M_n := \max(X_1, X_2, \dots, X_n)$$

Problem

Sei $\{X_j:j\in\mathbb{N}\}$ eine Familie von unabhängigen identisch verteilten Zufallsvariablen. Sei

$$M_n := \max(X_1, X_2, \dots, X_n)$$

Erster Ansatz:

$$\mathbb{P}\left(M_n \leq x\right) = \mathbb{P}\left(X_1 \leq x, \cdots, X_n \leq x\right) = \mathbb{P}\left(X_1 \leq x\right) \cdots \mathbb{P}\left(X_n \leq x\right) = [F(x)]^n.$$

Problem

Sei $\{X_j:j\in\mathbb{N}\}$ eine Familie von unabhängigen identisch verteilten Zufallsvariablen. Sei

$$M_n := \max(X_1, X_2, \dots, X_n)$$

Erster Ansatz:

$$\mathbb{P}\left(M_n \leq x\right) = \mathbb{P}\left(X_1 \leq x, \cdots, X_n \leq x\right) = \mathbb{P}\left(X_1 \leq x\right) \cdots \mathbb{P}\left(X_n \leq x\right) = [F(x)]^n.$$

Es gilt:

$$\lim_{n\to\infty} F(x)^n = \begin{cases} 0 & \text{falls} & F(x) < 1, \\ 1 & \text{falls} & F(x) = 1. \end{cases}$$

◆ロ > ◆昼 > ◆ き > ・ き ・ りへ(

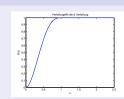
Definition

rechten Endpunkt der Verteilungsfunktion F durch $x_R = \sup\{t \in \mathbb{R} : F(t) < 1\}$.

Betaverteilung

$$F(x) = \frac{1_{[0,1]}(x)}{B(p,q)} \int_0^x u^{p-1} (1-u)^{q-1} du$$

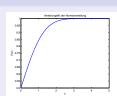
Wie schaut x_R aus?



Normalverteilung

$$F(x) := \int_{-\infty}^{x} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{y^2}{2\pi}} dy$$

Wie schaut x_R aus?



Problem

Sei $\{X_j: j \in \mathbb{N}\}$ eine Familie von unabhängigen identisch verteilten Zufalsvariablen. Sei

$$M_n := \max(X_1, X_2, \dots, X_n)$$

Problem

Sei $\{X_j: j\in \mathbb{N}\}$ eine Familie von unabhängigen identisch verteilten Zufalsvariablen. Sei

$$M_n := \max(X_1, X_2, \dots, X_n)$$

Es gilt:

$$\lim_{n\to\infty} F(x)^n = \begin{cases} 0 & \text{falls} & F(x) < 1, \\ 1 & \text{falls} & F(x) = 1. \end{cases}$$

Problem

Sei $\{X_j: j\in \mathbb{N}\}$ eine Familie von unabhängigen identisch verteilten Zufalsvariablen. Sei

$$M_n := \max(X_1, X_2, \dots, X_n)$$

Problem

Sei $\{X_j: j\in \mathbb{N}\}$ eine Familie von unabhängigen identisch verteilten Zufalsvariablen. Sei

$$M_n := \max(X_1, X_2, \dots, X_n)$$

Satz

Für $n \to \infty$ konvergiert die Zufallsvariable M_n in Wahrscheinlichkeit gegen den Wert x_R . Anders

$$\mathbb{P}\left(M_n\to x_R\right)=1.$$

Extremwertverteilungen

- Frechet Verteilung
- Gumbel Verteilung
- Weibull Verteilung

Frechetverteilung

Eine Zufallsvariable X ist Fréchet verteilt mit Parameter a, falls für die Verteilungsfunktion F_X gilt

$$\Phi_a(x) := F_X(x) = \begin{cases} 0, & \text{falls } x \le 0, \\ \exp(-x^{-a}), & \text{falls } x > 0. \end{cases}$$

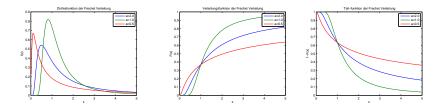


Abbildung: Die Dichte-, Verteilungs-, und Tailfunktion.

Weibullverteilung

Eine Zufallsvariable X ist Weibull verteilt mit Parameter a, falls für die Verteilungsfunktion F_X gilt

$$\Psi_{\alpha}(x) := F_X(x) = egin{cases} \exp(-(-x)^{lpha}), & \text{falls } x \leq 0, \ 1 & \text{falls } x > 0. \end{cases}$$

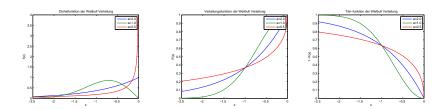


Abbildung: Die Dichte-, Verteilungs-, und Tailfunktion.

Gumbelverteilung

Eine Zufallsvariable X ist Gumbel verteilt, falls für die Verteilungsfunktion F_X gilt

$$\Lambda(x) := F_X(x) = \exp(-e^{-x})$$

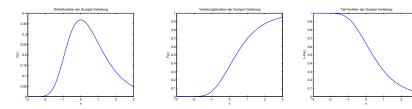


Abbildung: Die Dichte-, Verteilungs-, und Tailfunktion.

Satz

Seien $\{X_n:n\in\mathbb{N}\}$ unabhängige identisch verteilte Zufallsvariabeln sodass gilt: es gibt Konstanten $c_n>0$ und d_n gibt mit

$$c_n^{-1}(M_n-d_n)\to H,\quad n\to\infty$$

für eine nicht degenerierte Zufallsvariable H. Dann genügt H einer sogenannten Extremwertverteilung (d.h. Gumpel, Weibull oder Fréchet Verteilung).

Beispiel

Seien $\{X_i : i \in \mathbb{N}\}$ unabhängig und exponential verteilt mit Parameter λ , d.h.

$$F(x) = 1 - e^{-\lambda x} \quad \text{für} \quad x > 0.$$

Man kann sich z.B. vorstellen, dass die $\{X_i: i=1,\ldots,n\}$ die Zerfallsdauer von radioaktiven Isotopen modellieren. Die Tail-Wahrscheinlichkeit \bar{F} ist gegeben durch $\bar{F}(x):=1-F(x)=e^{-\lambda x}$. Damit gilt

$$\lim_{n\to\infty}\mathbb{P}\left(\frac{M_n}{\lambda}-\frac{\log n}{\lambda}< x\right)=e^{-e^{-x}}=\Lambda(x),\quad x\in[0,\infty).$$

Mit anderen Worten konvergiert die Zufallsvariable $(M_n - \log n)/\lambda$ für $n \to \infty$ in Verteilung gegen Λ .

◄□▶ ◀圖▶ ◀필▶ ◀필▶ ■ 9Q@

Beispiel

Seien $\{X_i : i \in \mathbb{N}\}$ unabhängig und Pareto-verteilt mit Parameter a > 0, d.h.

$$F(x) = \begin{cases} 1 - \frac{1}{x^a} & \text{ für } x > 1, \\ 0 & \text{ für } x \leq 1. \end{cases}$$

Also, $\bar{F}(x) := x^{-a}$. Dann gilt

$$\lim_{n\to\infty} \mathbb{P}\left(\frac{M_n}{n^{\frac{1}{a}}} < x\right) = \mathbb{P}\left(M_n < xn^{\frac{1}{a}}\right) = \begin{cases} e^{-x^{\frac{1}{a}}} & \text{für } x > 0, \\ 0 & \text{für } x \leq 0. \end{cases}$$

Mit anderen Worten konvergiert die Zufallsvariable $n^{-\frac{1}{a}}M_n$ in Verteilung gegen Φ_a .

Man kann das Ergebnis wie folgt interpretieren: Für großes n nimmt das Maximum M_n sehr große Werte auf der Skala $n^{1/a}$ an. Reskaliert man M_n mit dem Faktor $n^{1/a}$, so erhält man approximativ Frechet-verteilte Werte.

Beispiel

Die $\{X_i:i\in\mathbb{N}\}$ haben die Verteilungsfunktion

$$F(x) = \begin{cases} 0 & \text{für } x \leq 0, \\ 1 - (1-x)^{\alpha} & \text{für } 0 \leq x < 1, \\ 1 & \text{für } x \geq 1. \end{cases}$$

wobei $\alpha>0$ ein Parameter ist. Also, $\bar{F}(x):=(x_R-x)^{\alpha}$, $x_R=1$, $x\in(0,x_R)$. Dann gilt

$$\lim_{n\to\infty} \mathbb{P}\left(\left(M_n - 1 \right) n^{\frac{1}{a}} < x \right) = \begin{cases} e^{-\left(-x \right)^{cc}} & \text{für } x \leq 0, \\ 1 & \text{für } x \geq 0, \end{cases}$$

Mit anderen Worten konvergiert die Zufallsvariable $n = \frac{1}{\alpha}(M_n - 1)$ in Verteilung gegen Ψ_{α} . Man kann das Ergebnis wie folgt interpretieren: Für großes n nähert sich das Maximum M_n dem Wert 1 von unten an. Die Differenz $M_n - 1$ nimmt sehr kleine negative Werte auf der Skala $n^{-1/\alpha}$ an. Reskaliert man $(M_n - 1)$ mit dem Faktor $n^{1/\alpha}$, so erhält man approximativ Weibull-verteilte Werte.

Maximale Anziehungsbereiche

Frage:

Sei $\{X_j: j \in \mathbb{N}\}$ eine Familie von unabhängigen identisch verteilten Zufallsvariablen. Wie kann man

- $oldsymbol{0}$ eine Folge $\{c_n:n\in\mathbb{N}\}$ von reellen Zahlen
- $oldsymbol{2}$ eine Folge $\{d_n:n\in\mathbb{N}\}$ von reellen Zahlen
- eine Zufallsvariable H

finden, sodass gilt

$$\frac{1}{c_n}(M_n-d_n)\to H,\quad n\to\infty.$$

Maximale Anziehungsbereiche

Definition

Sei F eine Verteilung der Zufallsvariablen X, dann bezeichnen wir mit $\bar{F}(x) = 1 - F(x) = \mathbb{P}(X > x)$.

Definition

Ist F streng monoton steigend, so ist F invertierbar und F^{-1} eindeutig definiert. Da aber F nicht unbedingt streng monoton steigen ist, aber trotzdem oft an den Inversen interessiert ist, definiert man sich das sogenannte Pseudoinverse durch

$$F^{\leftarrow}(x) = \inf_{y \in \mathbb{R}} \{ F(y) \ge x \}.$$

Definition

Eine Funktion $L:[0,\infty)\to [0,\infty)$ heißt langsam variierend (slowly varying (at infinity)) falls für alle a>0, gilt

$$\lim_{x\to\infty}\frac{L(ax)}{L(x)}=1.$$

Falls der Grenzwert

$$\lim_{x\to\infty}\frac{L(ax)}{L(x)}$$

endlich, aber ungleich eins ist, heißt die Funktion *regulär variierend* (regularly varying function).

Eine Funktion $L:[0,\infty)\to [0,\infty)$ heißt langsam variierend (slowly varying (at infinity)) mit index α falls für alle a>0, gilt

$$\lim_{x\to\infty}\frac{L(ax)}{L(x)}=a^{\alpha}.$$

Beispiel

- Die Funktion $f(x) = cx^{\beta}$, wobei c > 0, ist
- Die Funktion $f(x) = cx^{\beta}(\log x)\beta$, mit c > 0, $\beta \in \mathbb{R}$ ist
- Die Funktion $f(x) = (\log x)^{\beta}$ mit $\beta \in \mathbb{R}$ ist

Beispiel

- Die Funktion $f(x) = cx^{\beta}$, wobei c > 0, ist regulär variierend mit Index β .
- Die Funktion $f(x) = cx^{\beta}(\log x)\beta$, mit c > 0, $\beta \in \mathbb{R}$ ist regulär variierend mit Index β .
- Die Funktion $f(x) = (\log x)^{\beta}$ mit $\beta \in \mathbb{R}$ ist langsam variierend.

Satz

Eine Verteilungsfunktion F mit rechtem Endpunkt x_R liegt im Max-Anziehungsbereich der Frechet-Verteilung mit $\alpha>0$ genau dann, wenn folgende zwei Bedingungen erfüllt sind:

- $x_R = \infty$;
- Die Tailfunktion F ist regulär variierend mit Index -a, d.h.

$$\lim_{x \to \infty} \frac{1 - F(\lambda x)}{1 - F(x)} = \lambda^{-\alpha} \quad \text{ für alle } \lambda > 0.$$

Weiters gilt, für

$$c_n = F^{\leftarrow}(1 - n^{-1}) = \inf_{x \in \mathbb{R}} \{F(x) \ge 1 - n^{-1}\}.$$

gilt

$$c_n^{-1}M_n \stackrel{d}{\to} \Phi_{\alpha}$$
.

Maxima einer Cauchy verteilten Zufallsvariablen:

Sei $\{X_n : n \in \mathbb{N}\}$ eine Familie von unabhängigen Cauchy verteilten Zufallsvariablen mit Dichtefunktion

$$f(x) = (\pi(1+x^2))^{-1}, \quad x \in \mathbb{R}.$$

Maxima einer Cauchy verteilten Zufallsvariablen:

Sei $\{X_n : n \in \mathbb{N}\}$ eine Familie von unabhängigen Cauchy verteilten Zufallsvariablen mit Dichtefunktion

$$f(x) = (\pi(1+x^2))^{-1}, \quad x \in \mathbb{R}.$$

Dann gilt $1 - F(x) \sim (\pi x)^{-1}$ und daher

$$\lim_{x \to \infty} \frac{1 - F(x)}{(\pi x)^{-1}} = \lim_{x \to \infty} \frac{f(x)}{\pi^{-1} x^{-2}} = \lim_{x \to \infty} \frac{\pi x^2}{\pi (1 + x^2)} = 1.$$

Das heißt

$$\mathbb{P}\left(M_n \le \frac{nx}{\pi}\right) = \left(1 - \left(1 - F\left(\frac{nx}{\pi}\right)\right)\right)^n$$
$$= \left(1 - \frac{1}{n}\left(\frac{1}{x} + o(1)\right)\right)^n \to \exp(-x^{-1}).$$

Maxima der Pareto, Burr und stabile Verteilungen mit index α < 2:

Genügt X einer der oben genannten Verteilungen, gilt $\bar{F}(x) = \mathbb{P}(X > x) \sim Kx^{-\alpha}$ mit $\alpha > 0$ und deswegen, $c_n = (Kn)^{\frac{1}{\alpha}}$.

Maxima der Loggamma Verteilung:

Die Dichte der Loggamma verteilung ist gegeben durch

$$f(x) = \frac{\alpha^{\beta}}{\Gamma(\beta)} (\ln x)^{\beta - 1} x^{-\alpha - 1}, \quad x \ge 0, \quad \alpha, \beta > 0.$$

Eine kurze Rechnung zeigt, dass gilt

$$c_n = \left(\left(\Gamma(\beta) \right)^{-1} \left(\ln n \right)^{\beta - 1} n \right)^{\frac{1}{\alpha}}.$$

Definition

Eine Funktion $L:(0,1]\to(0,\infty)$ heißt langsam variierend in 0 (slowly varying (at 0)) mit Index $\alpha>0$ falls für alle $\lambda>0$, gilt

$$\lim_{x\to 0}\frac{L(x\lambda)}{L(x)}=\lambda^{\alpha}\quad \text{ für alle }\lambda>0.$$

Theorem

Eine Verteilungsfunktion F mit rechtem Endpunkt x_R liegt im Maximalen Anziehungsbereich der Weibull-Verteilung Ψ_{α} , dann und nur dann, wenn folgende zwei Bedingungen erfüllt sind:

- $x_R < \infty$;
- Die Funktion $f(x) = 1 F(x_R \frac{1}{x})$ ist regulär variierend mit Index $-\alpha$ in 0, d.h.

$$\lim_{x \to \infty} \frac{1 - F(\lambda(x_R - \frac{1}{\lambda x}))}{1 - F(x_R - \frac{1}{x})} = \lambda^{-\alpha} \quad \text{ für alle } \lambda > 0.$$

Die Folgen c_n und d_n :

Unter den obigen Voraussetzungen gilt

$$c_n^{-1}(M_n-d_n)\stackrel{d}{\to}\Phi_{\alpha}.$$

wobei $d_n = x_R$ und

$$c_n = x_R - \inf_{x \in \mathbb{R}} \{ F(x) \} \ge 1 - n^{-1} \}.$$

Gleichverteilung auf [0, 1]

Hier gilt $c_n = n^{-1}$ und $d_n = 1$.

Gleichverteilung auf [0, 1]

Hier gilt $c_n = n^{-1}$ und $d_n = 1$.

Power law behaviour at x_R :

Gilt
$$\bar{F}(x) = K(x_R - x)^{\alpha}$$
, für $x_R - K^{-\frac{1}{\alpha}} \le x \le x_R$, mit $K, \alpha > 0$, dann gilt $c_n = (Kn)^{-\frac{1}{\alpha}}$ und $d_n = x_R$.

Beta Verteilung:

Die Dichte der Beta Verteilung lautet

$$f(x) = \frac{\Gamma(a+b)}{\Gamma(a)\Gamma(b)} x^{a-1} (1-x)^{b-1}, \quad 0 \le x \le 1.$$

Hier gilt

$$c_n = \left(n \frac{\Gamma(a+b)}{\Gamma(a) \Gamma(a+b)}\right)^{-\frac{1}{b}},$$

und $d_n = 1$.



Der Einzugsbereich der Gumbel Verteilung als Extremwertverteilung läuft von der Lognormalverteilung, der Exponential-Verteilung mit $\bar{F}(x) \sim e^{-x}$ bis zur Normalverteilung mit $\bar{F}(x) \sim \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \frac{1}{t} e^{-t^2/2}$ für $t \to \infty$ (Regel von l'Hospital).

Der Einzugsbereich der Gumbel Verteilung als Extremwertverteilung läuft von der Lognormalverteilung, der Exponential-Verteilung mit $\bar{F}(x) \sim e^{-x}$ bis zur Normalverteilung mit $\bar{F}(x) \sim \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \frac{1}{t} e^{-t^2/2}$ für $t \to \infty$ (Regel von l'Hospital).

Theorem

Eine Verteilungsfunktion F mit rechtem Endpunkt x_R liegt im Maximal Anziehungsbereich der Gumbel-Verteilung $G(x)=e^{-e^{-x}}$ genau dann, wenn es eine positive und messbare Funktion g(t) gibt mit

$$\lim_{x\to x_R}\frac{\bar{F}(x+x\,g(x))}{\bar{F}(x)}=e^{-x}\quad \text{ für alle } x\in\mathbb{R}.$$

Der Einzugsbereich der Gumbel Verteilung als Extremwertverteilung läuft von der Lognormalverteilung, der Exponential-Verteilung mit $\bar{F}(x) \sim e^{-x}$ bis zur Normalverteilung mit $\bar{F}(x) \sim \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \frac{1}{t} e^{-t^2/2}$ für $t \to \infty$ (Regel von l'Hospital).

Theorem

Eine Verteilungsfunktion F mit rechtem Endpunkt x_R liegt im Maximal Anziehungsbereich der Gumbel-Verteilung $G(x)=e^{-e^{-x}}$ genau dann, wenn es eine positive und messbare Funktion g(t) gibt mit

$$\lim_{x\to x_R}\frac{\bar{F}(x+x\,g(x))}{\bar{F}(x)}=e^{-x}\quad \text{ für alle } x\in\mathbb{R}.$$

Remark

x_R kann endlich oder unendlich sein.

Um die Verteilungen näher zu charakterisieren, bzw. c_n und d_n zu finden, ist es wichtig die Funktion a näher zu charakterisieren. Dazu führen wir als erstes die von Mises Funktion ein.

Definition

Sei f eine Dichte Funktion mit rechten Endpunkt $x_R \leq \infty$. Angenommen, es existiert eine positive stetige Funktion $a:[0,\infty)$ und eine positive Konstante mit

$$\bar{F}(x) = c \exp\left\{-\int_{z}^{x} \frac{1}{a(t)} dt\right\}, \quad z < x < x_{R}$$

dann heiSSt F von Mises Funktion und a die zu F gehörige Hilfsfunktion.

In der Literatur wird auch verschiedentlich die hazard Funktion h durch

$$h(x) = \frac{1 - F(x)}{f(x)} = \frac{\bar{F}(x)}{f(x)} \quad \text{für } x_L < x < x_R,$$

definiert. Dabei kann man sich folgenden Zusammenhang ableiten:

$$a(x) \sim h(x)$$
.

Nach Definition von a gilt

$$\int_x^\infty f(y)\,dy = \exp\left(-\int_\mu^x \frac{1}{a(y)}\,dy\right).$$

Differenzieren ergibt

$$-f(x) = \exp\left(-\int_{\mu}^{x} \frac{1}{a(y)} dy\right) \frac{-1}{a(x)} \bar{F}(x) \frac{-1}{a(x)}.$$

Es gilt somit

$$a(x) = \frac{\bar{F}(x)}{f(x)}$$
 für $x \to \infty$.

<ロ > < 個 > < 直 > < 直 > の Q で

Maxima von exponential verteilten Zufallsvariablen:

Sei $\{X_n:n\in\mathbb{N}\}$ eine Familie von unabhängigen exponential verteilten Zufallsvariablen. Hier gilt $\bar{F}(x)=e^{-\lambda x},\,x\geq0$, und $\lambda>0$. Die Hilfsfunktion a lautet $a(x)=\lambda^{-1}$. Damit gilt

$$\mathbb{P}(M_n - \ln(n) \le x) = (\mathbb{P}(X \le x + \ln(n)))^n$$

= $(1 - n^{-1}e^{-x})^n \rightarrow \exp(-e^{-x}).$

Maxima von Weibull verteilten Zufallsvariablen:

(Beim Fisher Tippet Theorem wird die Weibullverteilung gespiegelt und das Maximum genommen, der rechte Endpunkt ist also 0. Hier wird dan Maximum der Weibullverteilung selbst genommen, der rechte Endpunkt ist also ∞ .)

Maxima von Weibull verteilten Zufallsvariablen:

(Beim Fisher Tippet Theorem wird die Weibullverteilung gespiegelt und das Maximum genommen, der rechte Endpunkt ist also 0. Hier wird dan Maximum der Weibullverteilung selbst genommen, der rechte Endpunkt ist also ∞ .) Hier gilt

$$\bar{F}(x) \sim Kx^{\alpha} \exp(-cx^{r}),$$

mit K, c, r > 0 und $\alpha \in \mathbb{R}$. Somit gilt $\bar{F}(x) = \exp(-cx^r)$, $x \ge 0$, und c, r > 0. Die Hilfsfunktion a lautet $a(x) = c^{-1}r^{-1}x^{1-r}$.

Maxima von Weibull verteilten Zufallsvariablen:

(Beim Fisher Tippet Theorem wird die Weibullverteilung gespiegelt und das Maximum genommen, der rechte Endpunkt ist also 0. Hier wird dan Maximum der Weibullverteilung selbst genommen, der rechte Endpunkt ist also ∞ .) Hier gilt

$$\bar{F}(x) \sim Kx^{\alpha} \exp(-cx^{r}),$$

mit K, c, r > 0 und $\alpha \in \mathbb{R}$. Somit gilt $\bar{F}(x) = \exp(-cx^r)$, $x \ge 0$, und c, r > 0. Die Hilfsfunktion a lautet $a(x) = c^{-1}r^{-1}x^{1-r}$. Oben eingesetzt ergibt

$$c_n = (cr)^{-1} (c^{-1} \ln n)^{\frac{1}{r}-1},$$

Maxima von Weibull verteilten Zufallsvariablen:

(Beim Fisher Tippet Theorem wird die Weibullverteilung gespiegelt und das Maximum genommen, der rechte Endpunkt ist also 0. Hier wird dan Maximum der Weibullverteilung selbst genommen, der rechte Endpunkt ist also ∞ .) Hier gilt

$$\bar{F}(x) \sim Kx^{\alpha} \exp(-cx^{r}),$$

mit K, c, r > 0 und $\alpha \in \mathbb{R}$. Somit gilt $\bar{F}(x) = \exp(-cx^r)$, $x \ge 0$, und c, r > 0. Die Hilfsfunktion a lautet $a(x) = c^{-1}r^{-1}x^{1-r}$. Oben eingesetzt ergibt

$$c_n = (cr)^{-1} (c^{-1} \ln n)^{\frac{1}{r}-1},$$

und

$$d_n = \left(c^{-1} \ln n\right)^{\frac{1}{r}} + \frac{1}{r} \left(c^{-1} \ln n\right)^{\frac{1}{r}-1} \left\{ \frac{\alpha}{cr} \left(c^{-1} \ln n\right) + \frac{\ln(K)}{c} \right\}.$$

- 4 ロ ト 4 部 ト 4 恵 ト 4 恵 ト 9 Q (C)

Proposition

(Von Mises Funktionen und die Gumbel Verteilung) Angenommen f ist eine von Mises Funktion. Dann gilt

$$c_n^{-1}(M_n-d_n)\to \Gamma,$$

wobei

$$d_n = \inf_{x \in \mathbb{R}} \{ F(x) \ge 1 - n^{-1} \}$$

und

$$c_n = a(d_n),$$

wobei a die Hilfsfunktion von f ist.

Theorem

Seien X_1, X_2, \ldots unabhängig und standard normalverteilt. Dann gilt für alle $x \in \mathbb{R}$:

$$\lim_{n\to\infty} \mathbb{P}\left(\sqrt{2\log(n)}\left\{M_n - \left(\sqrt{2\log(n)} - \frac{\log\log(n) + \log(4\pi)}{2\sqrt{2\log(n)}}\right)\right\} \le x\right) = e^{-e^{-x}}.$$

Konvergenzgeschwindigkeit

siehe Literatur