

Inhaltsverzeichnis

1	Maße	2
1.1	Mengensysteme	2
1.2	Maße und Inhalte	6
1.3	Folgerungen für Maße	8
1.4	Eigenschaften von Maßen (Inhalten) auf Ringen(Semiringen)	9
1.5	Bedingte Wahrscheinlichkeit	11
1.6	Der Fortsetzungssatz für Maßfunktionen	12
1.7	Zusammenhang zwischen dem Maß auf dem Ring und dem Maß auf dem Sigmaring	17
1.8	Maße auf $(\mathbb{R}, \mathfrak{B})$	20
1.9	Maße auf $(\mathbb{R}, \mathfrak{B})$, zweiter Anlauf	20
1.10	Ergänzungen zu bedingten Wahrscheinlichkeiten	21
1.11	Eigenschaften von Verteilungsfunktionen	22
1.12	Maße von Mengen mit Verteilungsfunktionen	23
1.13	Mehrdimensionale Lebesgue-Stieltjes Maße und Verteilungsfunktionen	25
1.14	Approximationssätze und Regularität	29
2	Das Lebesgue-Integral	31
2.1	Erweiterte \mathbb{R} -Funktionen	33
2.2	Treppenfunktionen	33
2.3	Konvergenzarten	34
2.4	Messbare Funktionen und Maße	42
2.5	Zufallsvariable/Verteilungen	42
2.5.1	Diskrete Verteilungen	42
2.5.2	Stetige Verteilungen	44
2.6	Das Integral	46
2.7	Integration \leftrightarrow Grenzwert	52
2.8	Starke Grenzwertsätze	57
2.9	Riemann- und Lebesgueintegral	61
3	Signierte Maße	64

Kapitel 1

Maße

In diesem Abschnitt werden wir uns drei Fragen stellen:

- Was können wir messen?
- Wie können wir messen?
- Wie können wir Maße ökonomisch definieren?

1.1 Mengensysteme

Definition 1.1.1. Sei Ω eine beliebige Menge. Dann heißt $\mathfrak{C} \subseteq 2^\Omega$ ein Mengensystem (über Ω).

Definition 1.1.2. Eine Mengenfunktion μ auf dem Mengensystem \mathfrak{C} heißt additiv, falls

$$\mu\left(\biguplus_{i \in I} A_i\right) = \sum_{i \in I} \mu(A_i)$$

Definition 1.1.3 (Semiring). Sei \mathfrak{T} ein nichtleeres Mengensystem über Ω . Dann heißt \mathfrak{T} Semiring (im weiteren Sinn), falls

1. Durchschnittsstabilität:

$$A, B \in \mathfrak{T} \Rightarrow A \cap B \in \mathfrak{T}$$

2. Leiterbildung:

$$A, B \in \mathfrak{T}, A \subseteq B \Rightarrow \exists n \in \mathbb{N} : C_1, \dots, C_n \in \mathfrak{T} : \forall i \neq j : C_i \cap C_j = \emptyset, A \setminus B = \bigcup_{i=1}^n C_i$$

gilt zusätzlich für die Leiter

$$\forall k = 1, \dots, n : A \cup \bigcup_{i=1}^k C_i \in \mathfrak{T},$$

so spricht man von einem Semiring im engeren Sinn.

Definition 1.1.4 (Ring). Sei \mathfrak{R} ein nichtleeres Mengensystem über Ω . \mathfrak{R} heißt Ring, falls

1. Differenzenstabilität:

$$A, B \in \mathfrak{R} \Rightarrow B \setminus A \in \mathfrak{R}$$

2. Vereinigungsstabilität:

$$A, B \in \mathfrak{R} \Rightarrow A \cup B \in \mathfrak{R}$$

Definition 1.1.5 (Sigmaring). Sei \mathfrak{R}_σ ein nichtleeres Mengensystem über Ω . \mathfrak{R}_σ heißt Sigmaring, falls

1. Differenzenstabilität:

$$A, B \in \mathfrak{R}_\sigma \Rightarrow B \setminus A \in \mathfrak{R}_\sigma$$

2. Sigma-Vereinigungsstabilität:

$$A_n \in \mathfrak{R}_\sigma \Rightarrow \bigcup_{n \in \mathbb{N}} A_n \in \mathfrak{R}_\sigma$$

Definition 1.1.6 (Algebra). Sei \mathfrak{A} ein nichtleeres Mengensystem über Ω . \mathfrak{A} heißt Algebra, falls

1. Abgeschlossenheit bzgl. Komplementbildung:

$$A \in \mathfrak{A} \Rightarrow A^c \in \mathfrak{A}$$

2. Vereinigungsstabilität:

$$A, B \in \mathfrak{A} \Rightarrow A \cup B \in \mathfrak{A}$$

Definition 1.1.7 (Dynkin System). Sei \mathfrak{D} ein nichtleeres Mengensystem über Ω . \mathfrak{D} heißt Dynkin-System (im weiteren Sinn), falls

1. Sigmaadditivität:

$$A_i \in \mathfrak{D} : A_i \text{ disjunkt} \Rightarrow \bigcup_{i \in \mathbb{N}} A_i \in \mathfrak{D}$$

2. Differenzenstabilität:

$$\forall A, B \subseteq \Omega : A, B \in \mathfrak{D} \Rightarrow B \setminus A \in \mathfrak{D}$$

Ist zusätzlich noch

$$\Omega \in \mathfrak{D}$$

erfüllt, so spricht man von einem Dynkin-System im engeren Sinn.

Lemma 1.1.8. (i) Wenn ein Dynkinsystem abgeschlossen bezüglich \cap ist, so ist es eine Sigmaalgebra.

(ii) Sei \mathfrak{C} ein Mengensystem, welches abgeschlossen bezüglich \cap ist, so gilt:

$$\mathfrak{D}(\mathfrak{C}) = \mathfrak{A}_\sigma(\mathfrak{C})$$

(iii) Für endliche Maße μ, ν auf einem Ring \mathfrak{R} ist

$$\{a \in \mathfrak{R} : \mu(A) = \nu(A)\}$$

ein Dynkinsystem im weiteren Sinn.

Satz 1.1.9. Eine Mengenfunktion μ auf einem Semiring im engeren Sinn \mathfrak{T} ist genau dann additiv, wenn für disjunkte Mengen $A, B \in \mathfrak{T}$ mit $A \cup B \in \mathfrak{T}$ gilt:

$$\mu(A \cup B) = \mu(A) + \mu(B)$$

Beweis. Es gilt $A \cap B = \emptyset$ und $\mu(A \cup B) = \mu(A) + \mu(B)$

Dann folgt mittels vollständiger Induktion, dass für disjunkte $(A_i)_{i \in I}$ aus \mathfrak{T} gilt:

$$\mu \left(\biguplus_{i \in I} A_i \right) = \sum_{i \in I} \mu(A_i)$$

Beispiel 1.1.1.

- Für ein beliebiges Ω ist $\mathfrak{C} := \{A \subset \Omega : |A| < \infty\}$ ein Ring und damit auch ein Semiring.
- Sei $a \in \mathbb{N}$, so ist $\mathfrak{C} := \{A \subset \Omega : |A| < a\}$ für $|\Omega| > a$ nur ein Semiring
- $\mathfrak{C} := \{A \subset \Omega : \text{card}(A) \leq \aleph_0\}$ eine Sigmaalgebra

Satz 1.1.10. \mathfrak{T} sei ein Semiring (in weiterem Sinne) und $I := \{1, \dots, n\}$. Dann gilt:

$$\mathfrak{R}(\mathfrak{T}) = \left\{ \bigcup_{i=1}^n A_i, n \in \mathbb{N}, A_i \in \mathfrak{T} \right\} = \left\{ \sum_{i=1}^n, n \in \mathbb{N}, A \in \mathfrak{T} \right\}$$

Beweis. Da $\mathfrak{R}(\mathfrak{T})$ abgeschlossen bezüglich der Vereinigung ist, gilt

$$\mathfrak{R}(\mathfrak{T}) \supset \left\{ \bigcup_{i=1}^n A_i, n \in \mathbb{N}, A_i \in \mathfrak{T} \right\}$$

Nun muss man nur noch die andere Inklusion zeigen.

Es gilt $M := \left\{ \bigcup_{i=1}^n A_i, n \in \mathbb{N}, A_i \in \mathfrak{T} \right\}$ ist abgeschlossen bezüglich der Vereinigung. Nun wollen wir die Abgeschlossenheit bezüglich der Mengendifferenz zeigen. Dazu seien $A, B \in M$. Es gilt:

$$A \setminus B = A \cap B^c = A \cap (\Omega \cap B) \in M$$

da M abgeschlossen bezüglich des Durchschnittes ist. Somit ist die Gleichheit gezeigt.

Satz 1.1.11. Sei \mathfrak{C} ein nicht leeres Mengensystem. Dann ist

$$\left\{ \bigcap_{i=1}^n A_i \mid n \in \mathbb{N}, A_1 \in \mathfrak{C}, A_i \in \mathfrak{C} \vee A_i^c \in \mathfrak{C}, i \geq 1 \right\}$$

ein Semiring.

Beispiel 1.1.2. Intervalle

$\mathfrak{T} := \{(a, b] \mid a \leq b \wedge a, b \in \mathbb{R}\}$ "westlich" und $\{[a, b) \mid a \leq b \wedge a, b \in \mathbb{R}\}$ "russisch" bilden Semiringe.

Im $\mathbb{R}^n : (a, b] = (a_1, b_1] \times (a_2, b_2] \times \dots \times (a_n, b_n]$

Der erzeugte Sigmaring von \mathfrak{T} sind die Borelmengen $\mathfrak{B}(\mathfrak{B}_n)$

Für zwei Semiringe $\mathfrak{T}_1, \mathfrak{T}_2$ ist

$$\mathfrak{T}_1 \times \mathfrak{T}_2 = \{A_1 \times A_2 \mid A_1 \in \mathfrak{T}_1 \wedge A_2 \in \mathfrak{T}_2\}$$

ein Semiring.

Definition 1.1.12. Ein Mengensystem \mathfrak{C} heißt *monoton*, wenn

$$A_n \in \mathfrak{C}, A_n \subset A_{n+1}, n \in \mathbb{N} \Rightarrow \bigcup_{n \in \mathbb{N}} A_n \in \mathfrak{C}$$

oder

$$A_n \in \mathfrak{C}, A_n \supset A_{n+1}, n \in \mathbb{N} \Rightarrow \bigcap_{n \in \mathbb{N}} A_n \in \mathfrak{C}$$

Satz 1.1.13 (monotone class theorem). Der von einem Ring erzeugte Sigmaring stimmt mit dem erzeugten monotonen System überein (Jeder monotone Ring ist Sigmaring)

Definition 1.1.14. Für Zahlenfolgen:

$$\begin{aligned} \limsup_{n \in \mathbb{N}} x_n &= \inf_{n \in \mathbb{N}} \sup_{k \geq n} x_k \\ \liminf_{n \in \mathbb{N}} x_n &= \sup_{n \in \mathbb{N}} \inf_{k \geq n} x_k \end{aligned}$$

Für Mengenfolgen:

$$\limsup_{n \in \mathbb{N}} A_n = \bigcap_{n \in \mathbb{N}} \bigcup_{k \geq n} A_k = \{x : x \in A_n \text{ für unendlich viele } n\}$$

$$\liminf_{n \in \mathbb{N}} A_n = \bigcup_{n \in \mathbb{N}} \bigcap_{k \geq n} A_k = \{x : x \in A_n \text{ für fast alle } n\}$$

Bemerkung. Es gibt einige Tricks, wenn man mit Mengen arbeitet:

1. Folgen monoton machen:

Sei $(A_n)_{n \in \mathbb{N}}$ eine Mengenfolge, so ist $B_n = \bigcup_{i=1}^n A_i$ eine monoton wachsende Folge.

2. Folgen disjunkt machen:

Sei $C_1 = B_1 = A_1$

$$C_n = B_n \setminus B_{n-1} = \left(\bigcup_{j=1}^n A_j \right) \setminus \bigcup_{i=1}^{n-1} A_i = \left(\bigcup_{j=1}^{n-1} A_j \cup A_n \right) \setminus \bigcup_{i=1}^{n-1} A_i = \emptyset \cup A_n \setminus \bigcup_{i=1}^{n-1} A_i$$

mit $\bigcup_{n \in \mathbb{N}} C_n = \bigcup_{n \in \mathbb{N}} A_n$

3. Klassische Tauschgeschäft:

Wenn du eine Gleichung willst, musst du 2 Ungleichungen zeigen

$$x = y \Leftrightarrow (x \leq y) \wedge (x \geq y)$$

$$A = B \Leftrightarrow (A \subset B) \wedge (A \supset B)$$

4. Prinzip der guten Menge: Wenn du zeigen willst, dass alle Elemente x aus einer Menge X eine Eigenschaft haben, dann zeigt man $Y \supset X$ für:

$$Y := \{x \in X \mid x \text{ hat die Eigenschaft}\}$$

Definition 1.1.15. Seien $\mathfrak{S}_1, \mathfrak{S}_2$ Sigmaalgebren über Ω , so heißt $\mathfrak{S}_1 \times \mathfrak{S}_2 = \mathfrak{A}_\sigma(\mathfrak{S}_1 \otimes \mathfrak{S}_2)$ die Produktalgebra

Definition 1.1.16. Sei $f : \Omega_1 \rightarrow \Omega_2$ und $A \in \mathfrak{S}_2$, so heißt

$$f^{-1}(A) := \{x \in \Omega_1 \mid f(x) \in A\}$$

das Urbild von A .

Satz 1.1.17. Sei $f : \Omega_1 \rightarrow \Omega_2$, \mathfrak{S}_2 Sigmaalgebra über Ω_2 dann ist $f^{-1}(\mathfrak{S}_2) := \{f^{-1}(A) : A \in \mathfrak{S}_2\}$ eine Sigmaalgebra über Ω_1

Beweis. Es gilt zu zeigen:

1. $f^{-1}(\mathfrak{S}_2) \neq \emptyset$
da $\emptyset \in \mathfrak{S}_2$ und stets $f(\emptyset) = \emptyset$.

2. $A \in f^{-1}(\mathfrak{S}_2) \Rightarrow A^c \in f^{-1}(\mathfrak{S}_2)$

$$A \in f^{-1}(\mathfrak{S}_2) \Rightarrow \exists B \in \mathfrak{S}_2 : f^{-1}(B) = A \Rightarrow A^c = f^{-1}(B)^c = f^{-1}(B^c) \in f^{-1}(\mathfrak{S}_2)$$

3. $(A_n)_{n \in \mathbb{N}}, A_n \in f^{-1}(\mathfrak{S}_2) \Rightarrow \bigcup_{n \in \mathbb{N}} A_n \in f^{-1}(\mathfrak{S}_2)$

$$\Rightarrow \exists (B_n)_{n \in \mathbb{N}} : A_n = f^{-1}(B_n) \Rightarrow \bigcup_{n \in \mathbb{N}} A_n = \bigcup_{n \in \mathbb{N}} f^{-1}(B_n) = f^{-1} \left(\bigcup_{n \in \mathbb{N}} B_n \right) \in f^{-1}(\mathfrak{S}_2)$$

Also ist $f^{-1}(\mathfrak{G}_2)$ eine Sigmaalgebra.

Bemerkung. Dieser Satz funktioniert auch für:

- Semiringe

Jedoch nicht für

- Dynkin-Systeme

- monotone Systeme

Satz 1.1.18. Sei $f : \Omega_1 \rightarrow \Omega_2$ und \mathfrak{C} ein beliebiges Mengensystem über Ω_2

$$\Rightarrow \mathfrak{A}_\sigma(f^{-1}(\mathfrak{C})) = f^{-1}(\mathfrak{A}_\sigma(\mathfrak{C}))$$

Beweis. Wir zeigen zwei Inklusionen:

$A_1 := \mathfrak{A}_\sigma(f^{-1}(\mathfrak{C})) \subset f^{-1}(\mathfrak{A}_\sigma(\mathfrak{C})) =: A_2$ laut dem vorherigen Satz.

" $A_1 \supset A_2$ " vermittelt dem Prinzip der guten Menge

Sei $G := \{A \in \mathfrak{A}_\sigma(\mathfrak{C}) \mid f^{-1}(A) \in \mathfrak{A}_\sigma(f^{-1}(\mathfrak{C}))\}$

1. Es ist klar, dass $\mathfrak{C} \subset G$

2. Zu zeigen: G ist Sigmaalgebra

Sei $A \in G : f^{-1}(A) \in \mathfrak{A}_\sigma(f^{-1}(\mathfrak{C}))$

$$\Rightarrow f^{-1}(A^c) = f^{-1}(A)^c \in \mathfrak{A}_\sigma(f^{-1}(\mathfrak{C}))$$

Also ist $A^c \in G$.

Sei $A_n \in G, n \in \mathbb{N}$

$$\Rightarrow f^{-1}(A_n) \in \mathfrak{A}_\sigma(f^{-1}(\mathfrak{C})) \Rightarrow f^{-1}\left(\bigcup_{n \in \mathbb{N}} A_n\right) = \bigcup_{n \in \mathbb{N}} f^{-1}(A_n) \in \mathfrak{A}_\sigma(f^{-1}(\mathfrak{C}))$$

Also ist $G = \mathfrak{A}_\sigma(\mathfrak{C})$.

Damit ist die Aussage bewiesen.

1.2 Maße und Inhalte

Definition 1.2.1. Ein Inhalt μ auf einem Mengensystem C heißt endlich, wenn für alle $A \in C$:

$$\mu(A) < \infty$$

Definition 1.2.2. Ein Maß μ auf C heißt sigmaendlich, wenn für jedes $A \in C$ Mengen $A_n \in C, n \in \mathbb{N}$ existieren mit $\mu(A_n) < \infty, A \subseteq \bigcup_{n \in \mathbb{N}} A_n$.

Definition 1.2.3. Ein Inhalt μ auf C heißt totalendlich, wenn

$$\Omega \in C \wedge \mu(\Omega) < \infty$$

Definition 1.2.4. Ein Inhalt μ auf C heißt total sigmaendlich, wenn es $A_n \in C, n \in \mathbb{N}$ gibt mit $\mu(A_n) < \infty$ und $\Omega \subseteq \bigcup_{n \in \mathbb{N}} A_n$.

Definition 1.2.5. $A \in C$ hat sigmaendliches Maß (A ist sigmaendlich), wenn es $A_n \in C, n \in \mathbb{N} : \mu(A_n) < \infty$ und $A \subseteq \bigcup A_n$.

Definition 1.2.6. μ heißt Wahrscheinlichkeitsmaß, wenn $\mu(\Omega) = 1$.

Beispiel 1.2.1. Sei $\Omega \neq \emptyset$ endlich, $C = 2^\Omega, \mu(A) = \frac{|A|}{|\Omega|}$.

Beispiel 1.2.2. Sei $\Omega = \{1, 2, 3, 4, 5, 6\}$, also ein „fairer Würfel“.

Beispiel 1.2.3. Sei $\Omega = \{(1, 1), (1, 2), \dots, (2, 1), (2, 2), \dots, (6, 6)\}$, also würfeln mit zwei Würfeln, Würfel sind unterscheidbar.

Definition 1.2.7. Sei $\Omega \neq \emptyset$ beliebige Menge und \mathfrak{S} eine Sigmaalgebra über Ω . Dann heißt (Ω, \mathfrak{S}) Messraum.

Definition 1.2.8. Sei μ ein Maß auf \mathfrak{S} und (Ω, \mathfrak{S}) Messraum. Dann heißt $(\Omega, \mathfrak{S}, \mu)$ Maßraum.

Beispiel 1.2.4. $(\Omega, 2^\Omega, \mu)$, $\Omega \neq \emptyset$ endlich, $C = 2^\Omega$, $\mu(A) = \frac{|A|}{|\Omega|}$ ist der Laplace-Wahrscheinlichkeitsraum.

Satz 1.2.9. Seien μ_n Inhalte auf \mathfrak{C} , und existiere $\mu(A) = \lim_{n \rightarrow \infty} \mu_n(A)$. Dann ist μ ein Inhalt.

Beweis. $A = \sum_{i=1}^k A_i$, $\mu(A) = \sum_{i=1}^k \mu_n(A_i)$, für $n \rightarrow \infty$ gehen beide Seiten gegen μ , stimmt also.

Satz 1.2.10 (Satz von Vitali-Hahn Saks:). Wenn \mathfrak{C} ein Sigmaring ist und μ_n endliche Maße und für alle $A \in \mathfrak{C}$: $\mu(A) = \lim_{n \rightarrow \infty} \mu_n(A)$, dann ist μ auch ein Maß.

Beweis. noch nicht, Eigenschaften fehlen noch.

Satz 1.2.11. Sei μ ein Inhalt/Maß auf einem Ring. Dann gilt:

1. Monotonie:

$$A, B \in \mathfrak{R}, A \subseteq B \Rightarrow \mu(A) \leq \mu(B)$$

2. Additionstheorem:

$$\mu(A \cup B) = \mu(A) + \mu(B) - \mu(A \cap B)$$

3. Allgemeineres Additionstheorem:

$$\begin{aligned} \mu\left(\bigcup_{i=1}^n A_i\right) &= \sum_{J \subseteq \{1, \dots, n\}, J \neq \emptyset} (-1)^{|J|-1} \mu\left(\bigcap_{i \in J} A_i\right) \\ &= \sum_{k=1}^n (-1)^{k-1} S_k \quad \text{für } S_k = \sum_{i_1 < \dots < i_k \leq n} \mu\left(\bigcap_{k=1}^n A_{i_k}\right) \end{aligned}$$

4. Subadditivität:

$$\mu\left(\bigcup_{i=1}^n A_i\right) \leq \sum_{i=1}^n \mu(A_i)$$

Beweis. 1. Es gilt:

$$B = A \cup (B \setminus A) \Rightarrow \mu(B) = \mu(A) + \mu(B \setminus A) \geq \mu(A)$$

Nun ist außerdem mit $\mu(A) < \infty$:

$$\mu(B \setminus A) = \mu(B) - \mu(A)$$

2. Für $A, B \in \mathfrak{R}$:

$$\mu(B \setminus A) = \mu(B \setminus (A \cap B)) = \mu(B) - \mu(A \cap B) \quad (\text{wenn } \mu(A \cap B) < \infty)$$

$$\Rightarrow \mu(A \cup B) = \mu(A) + \mu(B) - \mu(A \cap B)$$

Außerdem (Zusatz für zwei Mengen):

$$\begin{aligned} \mu(A \cup B \cup C) &= \mu((A \cup B) \cup C) \\ &= \mu(A) + \mu(B) + \mu(C) - \mu(A \cap B) - \mu(A \cap C) - \mu(B \cap C) + \mu(A \cap B \cap C) \end{aligned}$$

3. Es gilt:

$$\begin{aligned} A, B \in \mathfrak{R} : \mu(A \cup B) &= \mu(A \cup (B \setminus A)) = \mu(A) + \mu(B \setminus A) \leq \mu(A) + \mu(B) \\ \Rightarrow \mu\left(\bigcup_{i=1}^n A_i\right) &\leq \sum_{i=1}^n \mu(A_i) \end{aligned}$$

4. Induktion (wahrscheinlich)

Satz 1.2.12. Sei μ Inhalt auf \mathfrak{R} , $A_n, n \in \mathbb{N}, A \subseteq \mathfrak{R}$, dann gilt:

$$\sum_{n \in \mathbb{N}} A_n \subseteq A \Rightarrow \sum_{n \in \mathbb{N}} \mu(A_n) \leq \mu(A)$$

Beweis. Es gilt:

$$\begin{aligned} \sum_{n=1}^N A_n \subseteq A &\Rightarrow \mu\left(\sum_{n=1}^N A_n\right) \leq \mu(A) \\ &\Rightarrow \sum_{n=1}^N \mu(A_n) \leq \mu(A) \end{aligned}$$

Für $n \rightarrow \infty$:

$$\sum_{n \in \mathbb{N}} \mu(A_n) \leq \mu(A)$$

1.3 Folgerungen für Maße

Satz 1.3.1. Sei μ ein Maß auf \mathfrak{R} :

1. Stetigkeit von unten:

$$\begin{aligned} A_n \uparrow A, A_n, A \in \mathfrak{R} \\ \Rightarrow \mu(A) = \lim_{n \rightarrow \infty} \mu(A_n) \end{aligned}$$

2. Stetigkeit von oben:

$$\begin{aligned} A_n \downarrow A, A_n, A \in \mathfrak{R} \wedge \mu(A_1) < \infty \\ \Rightarrow \mu(A) = \lim_{n \rightarrow \infty} \mu(A_n) \end{aligned}$$

Beweis. 1. Sei $B_1 = A_1$ und $B_n = A_n \setminus A_{n-1}$. Nun sind B_n disjunkt und $A_n = \sum_{i=1}^n B_i$. Nun gilt:

$$\mu(A_n) = \sum_{i=1}^n \mu(B_i)$$

und:

$$\begin{aligned} A &= \sum_{i=1}^{\infty} B_i \\ \Rightarrow \mu(A) &= \sum_{i=1}^{\infty} \mu(B_i) = \lim_{n \rightarrow \infty} \sum_{i=1}^n \mu(B_i) = \lim_{n \rightarrow \infty} \mu(A_n) \end{aligned}$$

2.

$$\begin{aligned} \mu(A) &= \lim_{n \rightarrow \infty} \mu(A_n) \\ \mu(A_1 \setminus A) &= \lim_{n \rightarrow \infty} \mu(A_1 \setminus A_n) = \lim_{n \rightarrow \infty} \mu(A_1) - \lim_{n \rightarrow \infty} \mu(A_n) \end{aligned}$$

1.4 Eigenschaften von Maßen (Inhalten) auf Ringen (Semiringen)

Satz 1.4.1. Sei μ ein Maß auf dem Ring \mathfrak{R} , $A_n \uparrow A$, $A_n, A \in \mathfrak{R}$. Dann gilt

$$\mu(A) = \lim_{n \rightarrow \infty} \mu(A_n)$$

Entsprechendes für $A_n \downarrow A$.

Satz 1.4.2. Sei μ Inhalt auf Ring \mathfrak{R} ist genau dann ein Maß, wenn μ stetig von unten ist.

Beweis. Seien $A_n, A \in \mathfrak{R}$, $A = \sum_{n \in \mathbb{N}} A_n$, A_n paarweise disjunkt. Sei

$$B_n = \sum_{i=1}^n A_i$$

Nun gilt $B_n \uparrow A$. μ ist nun stetig von unten, also

$$\mu(A) = \lim_{n \rightarrow \infty} \mu(B_n) = \lim_{n \rightarrow \infty} \mu\left(\sum_{i=1}^n A_i\right) = \lim_{n \rightarrow \infty} \sum_{i=1}^n \mu(A_i) = \sum_{i=1}^{\infty} \mu(A_i)$$

□.

Satz 1.4.3. Sei μ ein endlicher Inhalt auf einem Ring \mathfrak{R} . Dann ist μ genau dann ein Maß, wenn er stetig von oben bei \emptyset ist, also

$$A_n \downarrow \emptyset \Rightarrow \mu(A_n) \rightarrow 0.$$

Beweis. Sei $A_n, A \in \mathfrak{R}$, $A = \sum_{n=1}^{\infty} A_n$.

\mathbb{Z} : $\mu(A) = \sum_{n=1}^{\infty} \mu(A_n)$.

Nämlich:

$$A = \sum_{i=1}^n A_i \cup \sum_{i=n+1}^{\infty} A_i$$

$$B_n := \sum_{i=n+1}^{\infty} A_i \Rightarrow B_n = A \setminus \left(\sum_{i=1}^n A_i\right) \in \mathfrak{R}$$

Nun gilt:

$$\mu(A) = \sum_{i=1}^n \mu(A_i) + \mu(B_n)$$

Nun gilt:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} B_n = \bigcap_{n \in \mathbb{N}} B_n = \bigcap_{n \in \mathbb{N}} A \setminus \left(\bigcup_{i=1}^n A_i\right) = A \setminus \left(\bigcup_{n \in \mathbb{N}} \bigcup_{i=1}^n A_i\right) = \emptyset$$

Also $B_n \downarrow \emptyset$. Also:

$$\mu(A) = \lim_{n \rightarrow \infty} \left(\sum_{i=1}^n \mu(A_i) + \mu(B_n)\right) = \sum_{i=1}^{\infty} \mu(A_i) + 0$$

□.

Bemerkung. Dieses Argument kann auch umgedreht werden. Dies werden wir später zumindest einmal benutzen.

Satz 1.4.4. Sei μ ein Maß auf dem Ring (Semiring) \mathfrak{R} , $A_n, A \in \mathfrak{R}$ mit

$$A \subseteq \bigcup_{n \in \mathbb{N}} A_n$$

so gilt

$$\mu(A) \leq \sum_{n \in \mathbb{N}} \mu(A_n). \quad (\mu \text{ ist abzählbar-, bzw. sigmasubadditiv})$$

Beweis. Sei $B_n = A \cap \bigcup_{i=1}^n A_i = \bigcup_{i=1}^n A \cap A_i$. Es gilt also $B_n \uparrow A$. Aus der endlichen Subadditivität erhalten wir:

$$\begin{aligned} \mu(B_n) &\leq \sum_{i=1}^n \mu(A_i \cap A) \leq \sum_{i=1}^n \mu(A_i) \leq \sum_{i=1}^{\infty} \mu(A_i) \\ \Rightarrow \mu(A) &= \lim_{n \rightarrow \infty} \mu(B_n) \leq \sum_{i=1}^{\infty} \mu(A_i) \end{aligned}$$

Satz 1.4.5. Sei μ ein Maß auf dem Sigmaring \mathfrak{R} und A_n eine Folge von Mengen aus \mathfrak{R} . Dann gilt:

$$\limsup_{n \rightarrow \infty} A_n = \bigcap_{n \in \mathbb{N}} \bigcup_{k \geq n} A_k$$

Satz 1.4.6. Lemma von Borel Cantelli:

Sei μ ein Maß auf einem Sigmaring \mathfrak{R} . Ist $\sum_{n \in \mathbb{N}} \mu(A_n) < \infty$ für $A_n \in \mathfrak{R}$, so gilt:

$$\mu(\limsup_{n \rightarrow \infty} A_n) = 0$$

Beweis. Sei $\varepsilon > 0$ beliebig. Es gilt:

$$\mu(\limsup_{n \rightarrow \infty} A_n) \leq \mu\left(\bigcup_{k \geq n_0} A_k\right) \leq \sum_{k \geq n_0} \mu(A_k) \leq \varepsilon$$

□.

Bemerkung. Als Hausübung: Ist μ endliches Maß auf einem Sigmaring, so gilt

$$\mu(\limsup_{n \rightarrow \infty} A_n) \geq \limsup_{n \rightarrow \infty} \mu(A_n).$$

Beispiel 1.4.1 (Additionstheorem). Die Anzahl der Permutationen von n Elementen ohne Fixpunkt.

$$\mathbb{P}(\text{kein Fixpunkt}) = 1 - \mathbb{P}(\text{Fixpunkt}) = 1 - \mathbb{P}\left(\bigcup A_i\right)$$

mit $A_i = [i \text{ ist Fixpunkt}]$.

$$\mathbb{P}\left(\bigcup_{i=1}^n A_i\right) = \sum_{i=1}^n \mathbb{P}(A_i) - \sum_{1 \leq i_1 < i_2 \leq n} \mathbb{P}(A_{i_1} \cap A_{i_2}) + \sum \mathbb{P}(A_{i_1} \cap A_{i_2} \cap A_{i_3}) - \dots$$

Es gilt:

$$\begin{aligned} \mathbb{P}(A_i) &= \frac{(n-1)!}{n!} \\ \mathbb{P}(A_i \cap A_j) &= \frac{(n-2)!}{n!} \\ \mathbb{P}(A_{i_1} \cap \dots \cap A_{i_k}) &= \frac{(n-k)!}{n!} \end{aligned}$$

Jetzt: (was auch immer S_k ist...)

$$S_k = \frac{(n-k)!}{n!} \binom{n}{k} = \frac{1}{k!}$$

Damit:

$$\begin{aligned} \mathbb{P}\left(\bigcup_{k=1}^n A_k\right) &= \sum_{k=1}^n (-1)^{k-1} \frac{1}{k!} \\ \Rightarrow \mathbb{P}(\text{kein Fixpunkt}) &= 1 - \sum_{k=1}^n (-1)^{k-1} \frac{1}{k!} = \sum_{k=0}^n (-1)^k \frac{1}{k!} \xrightarrow{n \rightarrow \infty} \frac{1}{e} \end{aligned}$$

1.5 Bedingte Wahrscheinlichkeit

Definition 1.5.1. Sei $(\Omega, \mathfrak{G}, \mathbb{P})$ ein Wahrscheinlichkeitsraum. Nun heißt $A, B \in \mathfrak{G}$ Ereignisse. Gilt $\mathbb{P}(B) \neq 0$ so heißt

$$\mathbb{P}(A|B) := \frac{\mathbb{P}(A \cap B)}{\mathbb{P}(B)}$$

die bedingte Wahrscheinlichkeit.

Definition 1.5.2. Ereignisse A und B heißen unabhängig, wenn

$$\mathbb{P}(A \cap B) = \mathbb{P}(A)\mathbb{P}(B).$$

Definition 1.5.3. Allgemeiner heißen Ereignisse A_1, \dots, A_n unabhängig, wenn

$$\mathbb{P}\left(\bigcap_{i=1}^n A_i\right) = \prod_{i=1}^n \mathbb{P}(A_i).$$

Definition 1.5.4. Ereignisse A_1, \dots, A_n heißen paarweise unabhängig, wenn:

$$\forall i, j \in \{1, \dots, n\} : i \neq j \Rightarrow \mathbb{P}(A_i \cap A_j) = \mathbb{P}(A_i)\mathbb{P}(A_j).$$

Bemerkung. Es gilt:

$$\mathbb{P}(A \cap B) = \mathbb{P}(B)\mathbb{P}(A|B) = \mathbb{P}(A)\mathbb{P}(B|A)$$

und:

$$\mathbb{P}(A_1 \cap \dots \cap A_n) = \mathbb{P}(A_1)\mathbb{P}(A_2|A_1)\mathbb{P}(A_3|A_1 \cap A_2) \dots \mathbb{P}(A_n|A_1 \cap \dots \cap A_{n-1})$$

Dies ist das Multiplikationstheorem für Wahrscheinlichkeiten.

Beispiel 1.5.1 (Bedingte Wahrscheinlichkeiten (Multiplikationstheorem)). In einer Urne liegen zwei schwarze und drei weiße Kugeln. Es wird 3-mal ohne Zurücklegen gezogen, wobei das Ziehen der Laplace-Wahrscheinlichkeit folgt. Nun ist

$$\mathbb{P}(\text{Alle 3 Kugeln weiß}) = \mathbb{P}(A_1 \cap A_2 \cap A_3)$$

wobei $A_i = \text{„}i\text{-te Kugel ist weiß“}$. Also

$$\mathbb{P}(A_1 \cap A_2 \cap A_3) = \mathbb{P}(A_1)\mathbb{P}(A_2|A_1)\mathbb{P}(A_3|A_1 \cap A_2)$$

mit

$$\begin{aligned} \mathbb{P}(A_1) &= \frac{3}{5} \\ \mathbb{P}(A_2|A_1) &= \frac{2}{4} = \frac{1}{2} \\ \mathbb{P}(A_3|A_1 \cap A_2) &= \frac{1}{3} \end{aligned}$$

und damit

$$\mathbb{P}(\text{Alle 3 Kugeln weiß}) = \frac{1}{10}$$

Beispiel 1.5.2. Selbe Voraussetzungen wie im vorigen Beispiel. Nun ist

$$\begin{aligned}\mathbb{P}(\text{genau 2 Kugeln weiß}) &= \mathbb{P}(\text{wws}) + \mathbb{P}(\text{wsw}) + \mathbb{P}(\text{sww}) \\ &= \mathbb{P}(A_1 \cap A_2 \cap A_3^c) + \mathbb{P}(A_1 \cap A_2^c \cap A_3) + \mathbb{P}(A_1^c \cap A_2 \cap A_3) \\ &= \frac{3}{5} \frac{2}{4} \frac{2}{3} + \frac{3}{5} \frac{2}{4} \frac{2}{3} + \frac{2}{5} \frac{3}{4} \frac{2}{3} = 3 \cdot \frac{12}{60} = \frac{3}{5}.\end{aligned}$$

Dieses Beispiel kann analog auf jede Anzahl an Kugeln fortgesetzt werden.

Satz 1.5.5 (Borel-Cantelli II). *Sei $(\Omega, \mathfrak{S}, \mathbb{P})$ ein Wahrscheinlichkeitsraum. Sei $A_n \in \mathfrak{S}$ eine Folge unabhängiger Ereignisse.*

Ist nun

$$\sum_{n=0}^{\infty} \mathbb{P}(A_n) = \infty$$

so folgt

$$\mathbb{P}(\limsup_{n \rightarrow \infty} A_n) = 1$$

Beweis. Definition des \limsup war:

$$\limsup_{n \rightarrow \infty} A_n = \bigcap_{n \in \mathbb{N}} \bigcup_{k \geq n} A_k$$

und damit nach den de Morgan'schen Regeln:

$$(\limsup_{n \rightarrow \infty} A_n)^c = \bigcup_{n \in \mathbb{N}} \bigcap_{k \geq n} A_k^c$$

Betrachten wir nun $\bigcap_{k \geq n} A_k^c$. Die A_k^c sind nun auch unabhängig. (siehe Übung) Also:

$$\begin{aligned}\bigcap_{k \geq n} A_k^c &= \lim_{N \rightarrow \infty} \bigcap_{k=n}^N A_k^c \\ \Rightarrow \mathbb{P}\left(\bigcap_{k \geq n} A_k^c\right) &= \lim_{N \rightarrow \infty} \prod_{k=n}^{\infty} \mathbb{P}(A_k^c) = \prod_{k=n}^{\infty} \mathbb{P}(A_k^c) = \prod_{k=n}^{\infty} (1 - \mathbb{P}(A_k))\end{aligned}$$

mit $1 + x \leq e^x$ folgt

$$\prod_{k=n}^{\infty} (1 - \mathbb{P}(A_k)) \leq \prod_{k=n}^{\infty} e^{-\mathbb{P}(A_k)} = e^{-\sum_{k \geq n} \mathbb{P}(A_k)} = \lim_{n \rightarrow \infty} -e^{-n} = 0$$

Damit:

$$\mathbb{P}\left(\bigcup_{n=1}^{\infty} \bigcap_{k=n}^{\infty} A_k\right) \leq \sum_{n=1}^{\infty} \mathbb{P}\left(\bigcap_{k=n}^{\infty} A_k\right) = \sum_{n=1}^{\infty} 0 = 0$$

□.

1.6 Der Fortsetzungssatz für Maßfunktionen

In diesem Abschnitt werden wir den folgenden Satz beweisen:

Satz 1.6.1 (Fortsetzungssatz für Maßfunktionen). *Sei μ ein Maß auf einem Ring \mathfrak{R} . Dann gilt:*

1. μ kann zu einem Maß $\tilde{\mu}$ auf dem erzeugten Sigmaring fortgesetzt werden.
2. Wenn μ sigmaendlich ist, dann ist $\tilde{\mu}$ eindeutig bestimmt.

Bemerkung. Wir werden $\tilde{\mu}$ im Folgenden immer mit μ bezeichnen, da es nicht wichtig ist, ob wir auf einem Ring oder auf dem erzeugten Sigmaring arbeiten.

Bemerkung. Die Motivation für diesen Satz ist das klassische Ausschöpfungs-, bzw Exhaustionsprinzip, das z.B. Archimedes und Eudoxos bearbeitet haben. Dabei wurde die Fläche eines Kreises durch Rechtecke approximiert. Damit ist (A ist die Fläche des Kreises, B die Fläche der Vierecke)

$$\mu^+(A) = \inf\{\mu(B) : A \subseteq B, B \in \mathfrak{R}\}$$

$$\mu^-(A) = \sup\{\mu(B) : B \subseteq A, B \in \mathfrak{R}\}$$

wenn $\mu^+(A) = \mu^-(A)$, dann ist A messbar (im Sinn von Jordan). Dann μ^* das Jordon-Maß.

$$\begin{aligned} \mu^*(A) &= \inf \left(\sum_{n \in \mathbb{N}} \mu(B_n) \right), B_n \in \mathfrak{R}, A \subseteq \bigcup_{n \in \mathbb{N}} B_n \\ &= \inf \left\{ \sum_{n \in \mathbb{N}} \mu(B_n) : B_n \in \mathfrak{R}, A \subseteq \sum_{n \in \mathbb{N}} B_n \right\} \end{aligned}$$

Die letzte Gleichheit folgt durch Zeigen von \leq und \geq .

Definition 1.6.2. Das Maß von einem Maß μ erzeugte Maß

$$\mu^*(A) = \inf \left\{ \sum_{n \in \mathbb{N}} \mu(B_n) : B_n \in \mathfrak{R}, A \subseteq \sum_{n \in \mathbb{N}} B_n \right\}$$

heißt äußeres Maß oder Jordan-Maß. Hierbei wird

$$\inf \emptyset = \infty$$

gesetzt.

Definition 1.6.3. Ist $\mu(\Omega) < \infty$, so ist

$$\mu_*(A) = \mu(\Omega) - \mu^*(A^c)$$

das innere Maß.

Definition 1.6.4 (vorläufige Definition). A heißt messbar, falls

$$\forall E \in \mathfrak{R} : \mu(E) = \mu^*(E \cap A) + \mu^*(E \setminus A).$$

Definition 1.6.5. A heißt messbar, wenn

$$\forall B \subseteq \Omega : \mu^*(B) = \mu^*(B \cap A) + \mu^*(B \setminus A).$$

Satz 1.6.6 (Eigenschaften von äußeren Maßfunktionen). Sei μ ein Maß und μ^* das von μ erzeugte äußere Maß. Dann gilt:

1. $\mu^*(A) \geq 0$
2. $\mu^*(\emptyset) = 0$
3. Monotonie:

$$A \subseteq B \subseteq \Omega \Rightarrow \mu^*(A) \leq \mu^*(B)$$

4. *Sigmasubadditivität:*

$$\begin{aligned} A &\subseteq \bigcup_{n \in \mathbb{N}} A_n \subseteq \Omega \\ \Rightarrow \mu^*(A) &\leq \sum_{n \in \mathbb{N}} \mu^*(A_n) \end{aligned}$$

Definition 1.6.7. Eine Funktion $\mu^* : 2^\Omega \rightarrow [0, \infty]$ heißt eine äußere Maßfunktion, wenn sie die Eigenschaften 1.-4. besitzt.

Bemerkung. Will man zeigen, dass μ^* ein äußeres Maß ist, so muss man nur 1., 2. und 4. zeigen, 3. folgt dann automatisch.

Beweis. Eigenschaften 1. und 2. sind klar. Bleibt also noch 4. zu zeigen, 3. folgt ja automatisch. Sei also $A \subseteq \bigcup_{n \in \mathbb{N}} A_n$. Zu zeigen ist nun, dass

$$\mu^*(A) \leq \sum_{n \in \mathbb{N}} \mu^*(A_n)$$

wenn $\sum_{n \in \mathbb{N}} \mu^*(A_n) = \infty$, so sind wir fertig.

Sei also $\sum_{n \in \mathbb{N}} \mu^*(A_n) < \infty$. Dann ist

$$\mu^*(A_n) = \inf \left\{ \sum_{k \in \mathbb{N}} \mu(B_k) : A_n \subseteq \bigcup_{k \in \mathbb{N}} B_k, B_k \in \mathfrak{R} \right\}$$

Sei $\varepsilon > 0$. Für $B_{nk} \in \mathfrak{R} : A_n \subseteq \bigcup_{k \in \mathbb{N}} B_{nk}$ und $\sum_{k \in \mathbb{N}} \mu(B_{nk}) \leq \mu^*(A_n) + \frac{\varepsilon}{2^n}$. Nun ist

$$\bigcup_{n \in \mathbb{N}} A_n \subseteq \bigcup_{n \in \mathbb{N}} \bigcup_{k \in \mathbb{N}} B_{nk}$$

und damit

$$\begin{aligned} \mu^* \left(\bigcup_{n \in \mathbb{N}} A_n \right) &\leq \sum_{n \in \mathbb{N}} \sum_{k \in \mathbb{N}} \mu(B_{nk}) \leq \sum_{n \in \mathbb{N}} \left(\mu^*(A_n) + \frac{\varepsilon}{2^n} \right) = \sum_{n \in \mathbb{N}} \mu^*(A_n) + \varepsilon \\ \Rightarrow \mu \left(\bigcup_{n \in \mathbb{N}} A_n \right) &\leq \sum_{n \in \mathbb{N}} \mu^*(A_n) \end{aligned}$$

□.

Beispiel 1.6.1. Sei $|\Omega| \geq 3$ und

$$\mu^*(A) = \begin{cases} 0 & : A = \emptyset \\ 1 & : A \notin \{\emptyset, \Omega\}, A \subseteq \Omega \\ 2 & : A = \Omega \end{cases}$$

Definition 1.6.8. $A \subseteq \Omega$ heißt messbar (μ^* -messbar), wenn

$$\forall B \subseteq \Omega : \mu^*(B) = \mu^*(B \cap A) + \mu^*(B \cap A^c).$$

Bemerkung. Um die Messbarkeit von A zu zeigen, genügt es zu zeigen, dass

$$\mu^*(B) \geq \mu^*(B \cap A) + \mu^*(B \cap A^c),$$

da die Ungleichung „ \leq “ trivialerweise immer erfüllt ist.

Definition 1.6.9. \mathfrak{M}_{μ^*} bezeichnet das System aller μ^* -messbaren Mengen. Ist klar, um welches Maß μ^* es sich handelt (oder das egal ist), so schreiben wir einfach \mathfrak{M} .

Satz 1.6.10. 1. \mathfrak{M} ist eine Sigmaalgebra, $\mu^*|_{\mathfrak{M}}$ ein Maß.

2. Wenn μ^* von einem Maß μ auf einem Ring \mathfrak{R} erzeugt wird und $\mu^*(B) = \mu(B)$, so folgt $\mathfrak{R} \subseteq \mathfrak{M}$.

Beweis. Wir beweisen zunächst 2.:

Sei $B \subset \Omega, A \in \mathfrak{R}, B_n \in \mathfrak{R}, B \subseteq \bigcup_{n \in \mathbb{N}} B_n, \mu^*(B) < \infty$. Dann ist

$$\begin{aligned} \sum_{n \in \mathbb{N}} \mu(B_n) &= \sum_{n \in \mathbb{N}} \mu((B_n \cap A) \cup (B_n \cap A^c)) \\ &= \sum_{n \in \mathbb{N}} (\mu(B_n \cap A) + \mu(B_n \setminus A)) \\ &= \sum_{n \in \mathbb{N}} \mu(B_n \cap A) + \sum_{n \in \mathbb{N}} \mu(B_n \setminus A) \\ &\geq \mu^*(B \cap A) + \mu^*(B \cap A^c) \\ &\Rightarrow \mu^*(B) \geq \mu^*(B \cap A) + \mu^*(B \setminus A) \end{aligned}$$

□.

Sei nun $A \in \mathfrak{R}, A \subseteq \bigcup A_n, A_n \in \mathfrak{R}$.

$$\mu(A) \leq \sum \mu(A_n)$$

wurde schon gezeigt. Sei jetzt $A_1 = A, A_n = \emptyset$ für $n > 1$. Dann folgt

$$\mu^*(A) \geq \mu(A),$$

A ist also messbar.

Für 1. erste Behauptung: \mathfrak{M} ist Algebra und $\mu^*|_{\mathfrak{M}}$ ist additiv. Wir wollen zeigen:

$$A_1, A_2 \text{ messbar} \Rightarrow A_1 \cup A_2 \text{ messbar}$$

$$A \text{ messbar} \Rightarrow A^c \text{ messbar}$$

Das zweite folgt direkt daraus, dass $A^{cc} = A$ und die Definition von „messbar“ diesbezüglich symmetrisch ist.

Für das erste sei $B \subseteq \Omega$. Nun ist A_1 messbar, also

$$\mu^*(B) = \mu^*(B \cap A_1) + \mu^*(B \cap A_1^c)$$

und mit

$$\begin{aligned} \mu^*(B \cap A_1) &= \mu^*(B \cap A_1 \cap A_2) + \mu^*(B \cap A_1 \cap A_2^c) \\ \mu^*(B \cap A_1^c) &= \mu^*(B \cap A_1^c \cap A_2) + \mu^*(B \cap A_1^c \cap A_2^c) \end{aligned}$$

ergibt sich:

$$\begin{aligned} \mu^*(B) &= \mu^*(B \cap A_1 \cap A_2) + \mu^*(B \cap A_1 \cap A_2^c) + \mu^*(B \cap A_1^c \cap A_2) + \mu^*(B \cap A_1^c \cap A_2^c) \\ &\geq \mu^*((B \cap A_1 \cap A_2) \cup (B \cap A_1 \cap A_2^c) \cup (B \cap A_1^c \cap A_2)) + \mu^*(B \cap (A_1 \cup A_2)^c) \\ &= \mu^*(B \cap (A_1 \cup A_2)) + \mu^*(B \cap (A_1 \cup A_2)^c) \end{aligned}$$

Damit ist \mathfrak{M} tatsächlich eine Algebra.

Um nachzuweisen, dass $\mu^*|_{\mathfrak{M}}$ additiv ist, seien $A_1, A_2 \in \mathfrak{M}, A_1 \cap A_2 = \emptyset$. Über die Messbarkeit von A_1 erhalten wir:

$$\mu^*(A_1 \cup A_2) = \mu^*((A_1 \cup A_2) \cap A_1) + \mu^*((A_1 \cup A_2) \cap A_1^c) = \mu^*(A_1) + \mu^*(A_2)$$

Nun bleibt noch zu zeigen, dass \mathfrak{M} Sigmaalgebra ist, seien also $A_n \in \mathfrak{M}$, A_n disjunkt, $B \subseteq \Omega$.
 \mathbb{Z} :

$$\mu^*(B) \geq \mu^*\left(B \cap \bigcup_{n \in \mathbb{N}} A_n\right) + \mu^*\left(B \setminus \bigcup_{n \in \mathbb{N}} A_n\right)$$

Wir wissen schon:

$$\begin{aligned} \mu^*(B) &= \mu^*\left(B \cap \bigcup_{n=1}^N A_n\right) + \mu^*\left(B \setminus \bigcup_{n=1}^N A_n\right) \\ &\geq \mu^*\left(B \cap \bigcup_{n=0}^N A_n\right) + \mu^*\left(B \setminus \bigcup_{n \in \mathbb{N}} A_n\right) \\ &= \sum_{n=1}^N \mu^*(B \cap A_n) + \mu^*\left(B \setminus \bigcup_{n \in \mathbb{N}} A_n\right) \end{aligned}$$

Für $n \rightarrow \infty$ erhalten wir also

$$\mu^*(B) \geq \sum_{n \in \mathbb{N}} \mu^*(B \cap A_n) + \mu^*\left(B \setminus \bigcup_{n \in \mathbb{N}} A_n\right) \geq \mu^*\left(\bigcup_{n \in \mathbb{N}} (B \cap A_n)\right) + \mu^*\left(B \setminus \bigcup_{n \in \mathbb{N}} A_n\right)$$

□.

Bemerkung. Der erste Teil des Fortsetzungssatzes ist damit bewiesen. Bleibt also noch der folgende Satz zu zeigen:

Satz 1.6.11. Ist $\tilde{\mu}$ eine Fortsetzung von μ auf $\mathfrak{R}_\sigma(\mathfrak{R})$ ist, dann gilt

$$\tilde{\mu} = \mu^*|_{\mathfrak{R}_\sigma}$$

Satz 1.6.12. Ist μ auf \mathfrak{R} sigmaendlich, dann auch auf dem erzeugten Sigmaring.

Beweis. \mathbb{Z} :

$$\mathfrak{R}^* = \{A \subseteq \Omega : A \text{ ist sigmaendlich}\} = \{A \subseteq \Omega : \exists B_1 \in \mathfrak{R}, n \in \mathbb{N} : \mu(B_n) < \infty \wedge A \subseteq \bigcup B_n\}$$

ist Sigmaring.

- $A, B \in \mathfrak{R}^* \Rightarrow A \setminus B \in \mathfrak{R}^*$: trivial
- $A_n \in \mathfrak{R}^*, n \in \mathbb{N} \Rightarrow \bigcup A_n \in \mathfrak{R}^*$:
 Sei $A_n \subseteq \bigcup B_{nk}, B_k \in \mathfrak{R}, \mu(B_{nk}) < \infty$. Dann ist

$$\bigcup A_n \subseteq \bigcup_n \bigcup_k B_{nk}$$

und damit folgt die Behauptung.

Satz 1.6.13. Für $A \in \mathfrak{R}_\sigma(\mathfrak{R}) : \tilde{A} \leq \mu^*(A)$

Beweis. Sei $A \in \mathfrak{R}, A \subseteq \bigcup B_n, B_n \in \mathfrak{R}$. Nun gilt:

$$\sum_{n \in \mathbb{N}} \mu(B_n) = \sum_{n \in \mathbb{N}} \tilde{\mu}(B_n) \geq \tilde{\mu}\left(\bigcup B_n\right) \geq \tilde{\mu}(A)$$

Nimmt man das inf über alle $(B_n)_{n \in \mathbb{N}}$, so erhält man $\mu^*(A)$.

Satz 1.6.14. $\tilde{\mu}(A) = \mu^*(A)$ (siehe oben)

Beweis. Ist A sigmaendlich, so folgt:

$$\exists B_n \in \mathfrak{R}, n \in \mathbb{N}, \mu(B_n) < \infty, A \subseteq \bigcup_{n \in \mathbb{N}} B_n,$$

wobei wir die B_n oBdA als disjunkt annehmen können, da wir sie notfalls disjunkt machen können. Nun ist

$$\tilde{\mu}(A) = \tilde{\mu}\left(A \cap \bigcup_{n \in \mathbb{N}} B_n\right) = \tilde{\mu}\left(\bigcup_{n \in \mathbb{N}} A \cap B_n\right) = \sum_{n \in \mathbb{N}} \tilde{\mu}(A \cap B_n)$$

Nun zeigen wir:

$$\tilde{\mu}(A \cap B_n) = \mu^*(A \cap B_n),$$

dann können wir die obere Gleichungskette nach hinten durchlaufen und sind fertig.

Also: Wir wissen:

$$\begin{aligned} \tilde{\mu}(A \cap B_n) &\leq \mu^*(A \cap B_n) \\ \tilde{\mu}(A^c \cap B_n) &\leq \mu^*(A^c \cap B_n) \end{aligned}$$

Außerdem, da A messbar:

$$\mu(B_n) = \mu^*(B_n) = \mu^*(A^c \cap B_n) + \mu(A \cap B_n) \geq \tilde{\mu}(A^c \cap B_n) + \tilde{\mu}(A \cap B_n) = \tilde{\mu}(B_n) = \mu(B_n),$$

womit für \geq auch = folgt und $\tilde{\mu}(A \cap B_n) = \mu^*(A \cap B_n)$ bewiesen ist. Damit folgt also auch:

$$\tilde{\mu} = \mu^*|_{\mathfrak{R}_\sigma(\mathfrak{R})}$$

Bemerkung. Nun ist der Fortsetzungssatz für Maßfunktionen vollständig bewiesen.

1.7 Zusammenhang zwischen dem Maß auf dem Ring und dem Maß auf dem Sigmaring

Satz 1.7.1 (Approximationstheorem I). *Sei μ ein sigmaendliches Maß auf einem Ring \mathfrak{R} . Sei $A \in \mathfrak{R}_\sigma(\mathfrak{R})$, $\mu(A) < \infty$. Dann gilt*

$$\forall \varepsilon > 0 : \exists B \in \mathfrak{R} : \mu(A \Delta B) < \varepsilon$$

Beweis. Mit $\mu(A) < \infty$ und

$$\mu(A) = \mu^*(A) = \inf \left\{ \sum_{n \in \mathbb{N}} \mu(B_n) : B_n \in \mathfrak{R}, A \subseteq \bigcup_{n \in \mathbb{N}} B_n \right\}$$

folgt: Wir wählen ein (B_n) , sodass $\sum_{n \in \mathbb{N}} \mu(B_n) \leq \mu(A) + \frac{\varepsilon}{2}$. Das geht, weil wir ja beliebig nahe an das Infimum herankommen können. Wir wählen nun N so, dass $\sum_{n > N} \mu(B_n) < \frac{\varepsilon}{2}$. Sei weiters

$$B := \bigcup_{n=1}^N B_n \in \mathfrak{R}.$$

Dann folgt:

$$\mu(A \Delta B) = \mu(A \setminus B) + \mu(B \setminus A)$$

Außerdem:

$$A \setminus B \subseteq \bigcup_{n \in \mathbb{N}} B_n \setminus \bigcup_{n=1}^N B_n \subseteq \bigcup_{n > N} B_n.$$

Damit gilt:

$$\mu(A \setminus B) \leq \sum_{n>N} \mu(B_n) < \frac{\varepsilon}{2}$$

$$\mu(B \setminus A) \leq \mu\left(\left(\bigcup_{n \in \mathbb{N}} B_n\right) \setminus A\right) = \mu\left(\bigcup_{n \in \mathbb{N}} B_n\right) - \mu(A) \leq \sum_{n \in \mathbb{N}} \mu(B_n) - \mu(A) < \frac{\varepsilon}{2}$$

und wir sind fertig.

Bemerkung. Es gilt auch

$$|\mu(A) - \mu(B)| \leq \mu(A \Delta B)$$

Bemerkung. Wir nehmen nun an, dass $\Omega \in \mathfrak{R}_\sigma(\mathfrak{R})$, der erzeugte Sigmaring ist also schon eine Sigmaalgebra.

Definition 1.7.2. Sei $(\Omega, \mathfrak{S}, \mu)$ Maßraum. Ist $\mu(A) = 0$, so heißt A Nullmenge.

Satz 1.7.3. Ist A messbar, so kann man A schreiben als Vereinigung einer Menge aus dem Sigmaring und einer Nullmenge, also

$$A = F \cup N, F \in \mathfrak{R}_\sigma, N \subseteq M \in \mathfrak{R}_\sigma : \mu(M) = 0$$

Beweis. Sei $A \subseteq \Omega$. Mit

$$\mu^*(A) = \inf \left\{ \sum_{n \in \mathbb{N}} \mu(B_n), B_n \in \mathfrak{R}, A \subseteq \bigcup_{n \in \mathbb{N}} B_n \right\}$$

erhalten wir über

$$\sum_{n \in \mathbb{N}} \mu(B_n) \geq \mu\left(\bigcup_{n \in \mathbb{N}} B_n\right)$$

das folgende:

$$\mu^*(A) \geq \inf \{ \mu(B) : B \in \mathfrak{R}_\sigma, A \subseteq B \}$$

und damit folgt

$$\mu^*(A) = \inf \{ \mu(B) : B \in \mathfrak{R}_\sigma, A \subseteq B \}$$

Wir nehmen nun ein (C_n) mit $C_n \in \mathfrak{R}, \bigcup_{n \in \mathbb{N}} C_n = \Omega, C_n$ disjunkt und $\forall n \in \mathbb{N} : \mu(C_n) < \infty$. Ist $A \in \mathfrak{m}_{\mu^*}$ messbar, $\mu^*(A \cap C_n) < \infty$, $\mu^*(A \cap C_n) = \inf \{ \mu(B) : B \in \mathfrak{R}_\sigma, A \cap C_n \subseteq B \}$, dann wählen wir ein $B_k \in \mathfrak{R}_\sigma$, sodass

$$A \cap C_n \subseteq B_k, \mu(B_k) \leq \mu^*(A \cap C_n) + \frac{1}{k}.$$

Sei

$$D_n = \bigcap_{k \in \mathbb{N}} B_k$$

also

$$A \cap C_n \subseteq D_n, \mu(D_n) = \mu^*(A \cap C_n)$$

Analog: $E_n \in \mathfrak{R}_\sigma, A^c \cap C_n \subseteq E_n, \mu(E_n) = \mu^*(A^c \cap C_n)$:

$$\mu(C_n) = \mu^*(C_n \cap A) + \mu(C_n \cap A^c) = \mu(E_n) + \mu(D_n)$$

oBdA: $E_n, D_n \subseteq C_n$. Nun ist

$$\mu(D_n) = \mu(C_n) - \mu(E_n) = \mu(C_n \setminus E_n)$$

Über

$$D_n \supseteq A \cap C_n \wedge F_n := C_n \setminus E_n \subseteq A \cap C_n$$

$$\begin{aligned}\mu(D_n \setminus F_n) &= \mu(D_n) - \mu(F_n) = 0 \\ F_n &\subseteq A \cap C_n \subseteq F_n \cup (D_n \setminus F_n)\end{aligned}$$

erhalten wir

$$\bigcup_{n \in \mathbb{N}} F_n \subseteq A \subseteq \bigcup_{n \in \mathbb{N}} F_n \cup \bigcup_{n \in \mathbb{N}} (D_n \setminus F_n)$$

Wir betrachten

$$\mu\left(\bigcup_{n \in \mathbb{N}} (D_n \setminus F_n)\right) \leq \sum_{n \in \mathbb{N}} \mu(D_n \setminus F_n) = 0$$

Nun können wir A schreiben als

$$A = F \cup N, F \in \mathfrak{R}_\sigma, N \subseteq M \in \mathfrak{R}_\sigma : \mu(M) = 0$$

Definition 1.7.4. Ein Maßraum $(\Omega, \mathfrak{S}, \mu)$ heißt vollständig, wenn

$$A \in \mathfrak{S}, \mu(A) = 0, B \subseteq A \Rightarrow B \in \mathfrak{S}$$

Definition 1.7.5. Sei $(\Omega, \mathfrak{S}, \mu)$ Maßraum. Mit

$$\overline{\mathfrak{S}} := \{A \cup N, A \in \mathfrak{S}, \exists M \in \mathfrak{S} : N \subseteq M, \mu(B) = 0\}$$

und

$$\overline{\mu}(A \cup N) = \mu(A)$$

heißt der vollständige Maßraum $(\Omega, \overline{\mathfrak{S}}, \overline{\mu})$ die Vervollständigung von $(\Omega, \mathfrak{S}, \mu)$.

Satz 1.7.6. Ist μ^* das von einem Maß μ auf dem Ring \mathfrak{R} erzeugte äußere Maß, so ist ein $A \subseteq \Omega$ messbar genau dann, wenn

$$\forall B \in \mathfrak{R} : (\mu^*(B) =) \mu(B) = \mu^*(B \cap A) + \mu^*(B \setminus A).$$

Ist zusätzlich $\mu(\Omega) < \infty$ ($\mu^*(\Omega) < \infty$), dann ist A messbar, wenn

$$\mu(\Omega) = \mu^*(A) + \mu^*(A^c).$$

Beweis. Eine Richtung ist klar.

Für die andere sei $C \subseteq \Omega$.

Z:

$$\mu^*(C) = \mu^*(C \cap A) + \mu^*(C \setminus A),$$

also nur die Richtung \geq, \leq wird durch die Subadditivität schon garantiert. Sei nun (B_n) eine Überdeckung von C , $C \subseteq \bigcup_{n \in \mathbb{N}} B_n$. Nun gilt:

$$\sum_{n \in \mathbb{N}} \mu(B_n) = \sum_{n \in \mathbb{N}} \mu^*(B_n \cap A) + \sum_{n \in \mathbb{N}} \mu^*(B_n \setminus A) \geq \mu^*(C \cap A) + \mu^*(C \setminus A)$$

Durch Infimumbildung ergibt sich die Behauptung.

Sei nun $\mu(\Omega) < \infty$. Sei $E \in \mathfrak{R}$, dann ist

$$\mu^*(A) = \mu^*(A \cap E) + \mu^*(A \cap E^c)$$

$$\mu^*(A^c) = \mu^*(A^c \cap E) + \mu^*(A^c \cap E^c)$$

und somit

$$\mu(\Omega) = \mu^*(A) + \mu^*(A^c) = \mu^*(A \cap E) + \mu^*(A \cap E^c) + \mu^*(A^c \cap E) + \mu^*(A^c \cap E^c) \geq \mu(E) + \mu(E^c) = \mu(\Omega)$$

Damit folgt statt \geq Gleichheit.

1.8 Maße auf $(\mathbb{R}, \mathfrak{B})$

Die Frage, die sich stellt ist: Ist μ^* auf \mathbb{R} frei definiert, wann gilt $\mathfrak{B} \subseteq \mathfrak{M}_{\mu^*}$?

Definition 1.8.1. Seien $A, B \in \mathbb{R}$. Dann ist der Abstand

$$d(A, B) := \inf\{|x - y|, x \in A, y \in B\}.$$

Ein äußeres Maß μ^* heißt arithmetisch, wenn

$$\forall A, B \in \mathbb{R} : d(A, B) > 0 \Rightarrow \mu^*(A \cup B) = \mu^*(A) + \mu^*(B)$$

Satz 1.8.2 (Satz von Carathéodory). $\mathfrak{B} \subseteq \mathfrak{M}_{\mu^*}$ genau dann, wenn μ^* arithmetisch ist.

Beweis. Dieser Satz erfordert einige Trickserei und wird hier nicht bewiesen.

1.9 Maße auf $(\mathbb{R}, \mathfrak{B})$, zweiter Anlauf

Im folgenden ist immer $\mathfrak{T} := \{(a, b], a \leq b, a, b \in \mathbb{R}\}$.

Satz 1.9.1. μ ist genau dann endliches Maß auf \mathfrak{T} , wenn

$$\forall x \in \mathbb{R} \exists \delta(x) > 0 : \mu((x - \delta(x), x]) < \infty$$

Beweis. In der Übung.

Definition 1.9.2. μ auf $(\mathbb{R}, \mathfrak{B})$ heißt Lebesgue-Stieltjes Maß, oder lokalendlich, wenn jede beschränkte Borelmenge endliches Maß hat.

Bemerkung. Dazu muss man ein Maß finden, dass für alle $a < b$ $\mu((a, b])$ festlegt. Dies ist nicht ganz frei möglich, die Additivität muss erfüllt werden, also

$$\mu((a, c]) = \mu((a, b]) + \mu((b, c]).$$

Wir beginnen dazu mit einem Spezialfall, dass $\mu(\mathbb{R}) < \infty$:

Beispiel 1.9.1. Sei

$$F(x) = \mu((-\infty, x]) < \infty$$

dann ist für $a < b$:

$$\begin{aligned} (-\infty, a] \cup (a, b] &= (-\infty, b] \\ \mu((-\infty, a]) + \mu((a, b]) &= \mu((-\infty, b]) \\ \Rightarrow \mu((a, b]) &= F(b) - F(a) \end{aligned}$$

Definition 1.9.3. $F : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ heißt Verteilungsfunktion von μ , wenn $\mu((a, b]) = F(b) - F(a)$.

Bemerkung.

$$F(x) = \mu((0, x]), x \geq 0,$$

damit:

$$\mu((a, b]) = F(b) - F(a)$$

und $F(0) = 0$.

für

$$\begin{aligned} \mu((x, 0]) &= F(0) - F(x) \\ \Rightarrow F(x) &= -\mu((x, 0]), \end{aligned}$$

eine Verteilungsfunktion muss also die Form

$$F(x) = \begin{cases} \mu((0, x]) : x \geq 0 \\ -\mu((x, 0]) : x < 0 \end{cases}$$

dies funktioniert, siehe Aufgaben ($\mathbb{Z}\mu((a, b]) = F(b) - F(a)$). Dies fassen wir im folgenden Satz zusammen:

Satz 1.9.4. Zu jeder Lebesgue-Stieltjes Maßfunktion gibt es eine Verteilungsfunktion. Diese ist bis auf eine additive Konstante eindeutig bestimmt.

1.10 Ergänzungen zu bedingten Wahrscheinlichkeiten

Satz 1.10.1 (Satz von der vollständigen Wahrscheinlichkeit). *Sei $(\Omega, \mathfrak{G}, \mathbb{P})$ ein Wahrscheinlichkeitsraum. Sei dann $(B_i, i \in I)$ eine Partition, I höchstens abzählbar mit $B_i \in \mathfrak{G}, \mathbb{P}(B_i) > 0, \sum_{i \in I} B_i = \Omega$ und $A \in \mathfrak{G}$. Dann ist*

$$\mathbb{P}(A) = \sum_{i \in I} \mathbb{P}(B_i) \mathbb{P}(A|B_i).$$

Beweis. Es gilt:

$$\mathbb{P}(A) = \mathbb{P}(A \cap \Omega) = \mathbb{P}\left(A \cap \bigcup_{i \in I} B_i\right) = \mathbb{P}\left(\bigcup_{i \in I} A \cap B_i\right) = \sum_{i \in I} \mathbb{P}(A \cap B_i) = \sum_{i \in I} \mathbb{P}(B_i) \mathbb{P}(A|B_i)$$

Satz 1.10.2 (Satz von Bayes). *Sei $(\Omega, \mathfrak{G}, \mathbb{P})$ ein Wahrscheinlichkeitsraum. Sei wieder $(B_i, i \in I)$ eine Partition, I höchstens abzählbar mit $B_i \in \mathfrak{G}, \mathbb{P}(B_i) > 0, \sum_{i \in I} B_i = \Omega$ und $A \in \mathfrak{G}$. Zusätzlich zu vorher gelte $\mathbb{P}(A) > 0$. Dann gilt:*

$$\mathbb{P}(B_i|A) = \frac{\mathbb{P}(A \cap B_i)}{\mathbb{P}(A)} = \frac{\mathbb{P}(B_i) \mathbb{P}(A|B_i)}{\mathbb{P}(A)} = \frac{\mathbb{P}(B_i) \mathbb{P}(A|B_i)}{\sum_{j \in I} \mathbb{P}(B_j) \mathbb{P}(A|B_j)}$$

Definition 1.10.3. Die $\mathbb{P}(B_i)$ in den Sätzen vorher heißen *a-priori Wahrscheinlichkeiten*, $\mathbb{P}(B_i|A)$ die *a-posteriori Wahrscheinlichkeiten*.

Beispiel 1.10.1. Es gibt vier Blutgruppen, A, B, AB, 0. Die Blutgruppe der Frau ist A, die des Sohnes ist 0. Wie ist die Wahrscheinlichkeit für die Blutgruppe des Mannes?

Mit zusätzlichem Wissen über Genetik, kann man über die Wahrscheinlichkeiten p_a, p_b, p_0 für das Auftreten der Allele $a, b, 0$ die Wahrscheinlichkeit der Blutgruppen ausrechnen. In der Bevölkerung haben Blutgruppe 0 40% der Bevölkerung, Blutgruppe A 47%, B 9% und AB 4%. Damit erhalten wir:

$$\begin{aligned} 0.4 &= p_0^2 \\ 0.47 &= p_a^2 + 2p_a p_0 \\ 0.09 &= p_b^2 + 2p_b p_0 \\ 0.04 &= 2p_a p_b \end{aligned}$$

Eine gute Approximation ist

$$p_a \approx \frac{9}{30}, \quad p_b \approx \frac{2}{30}, \quad p_0 \approx \frac{19}{30}.$$

Damit erhält man:

$$\mathbb{P}(\text{Sohn } 0|0) = 1$$

$$\mathbb{P}(\text{Sohn } 0|A) = \frac{1}{2}$$

$$\mathbb{P}(\text{Sohn } 0|B) = \frac{1}{2}$$

und

$$\mathbb{P}(0|\text{Sohn } 0) = \frac{p_0^2}{p_0^2 + p_a p_0 + p_b p_0} = p_0,$$

genauso für A und B, also ist die Wahrscheinlichkeit für Blutgruppe 0 am größten.

1.11 Eigenschaften von Verteilungsfunktionen

Satz 1.11.1. *Sei $F : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ eine Verteilungsfunktion. Dann gilt:*

1. *Monotonie:*

$$a \leq b \Rightarrow F(a) \leq F(b)$$

2. *Rechtsstetigkeit:*

$$b_n \downarrow b \Rightarrow F(b_n) \downarrow F(b)$$

Beweis.

1. trivial

2. Sei $a \leq b$, $b_n \downarrow b$, also

$$(a, b_n] \downarrow (a, b]$$

und über die Stetigkeit von oben von Maßen

$$\begin{aligned} \mu((a, b_n]) &\rightarrow \mu((a, b]) \\ \Rightarrow F(b_n) - F(a) &\rightarrow F(b) - F(a) \end{aligned}$$

Satz 1.11.2. *Sei $F : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ nichtfallend und rechtsstetig. Dann ist durch*

$$\mu_F((a, b]) := F(b) - F(a)$$

ein Maß auf $\mathfrak{T} = \{(a, b], a \leq b, a, b \in \mathbb{R}\}$ definiert.

Beweis.

1. μ_F ist Inhalt:

$$\mu_F(\emptyset) = \mu_F((a, a]) = F(a) - F(a) = 0$$

und

$$\mu_F((a, b]) \geq 0$$

folgt sofort. Für die Additivität benutzen wir, dass \mathfrak{T} ein Semiring im engeren Sinn ist. Ist außerdem die Vereinigung zweier Intervalle wieder ein Intervall, so hat die Vereinigung die Form:

$$(a, b] \cup (b, c] = (a, c],$$

also

$$\mu_F((a, b]) + \mu_F((b, c]) = F(b) - F(a) + F(c) - F(b) = F(c) - F(a) = \mu_F((a, c]).$$

2. Sigmaadditivität:

Sei also

$$(a, b] = \sum_{n \in \mathbb{N}} (a_n, b_n].$$

Dann wissen wir schon, dass, da μ_F Inhalt ist, gilt:

$$\mu_F((a, b]) \geq \sum_{n \in \mathbb{N}} \mu_F((a_n, b_n]).$$

\mathbb{Z} :

$$\mu_F((a, b]) \leq \sum_{n \in \mathbb{N}} \mu_F((a_n, b_n])$$

Sei $a' > a$, $F(a') \leq F(a) + \varepsilon$ und $b'_n > b_n$, $F(b'_n) \leq F(b_n) + \frac{\varepsilon}{2^n}$. Dann ist

$$[a', b] \subseteq (a, b] = \bigcup_{n \in \mathbb{N}} (a_n, b_n] \subseteq \bigcup_{n \in \mathbb{N}} (a_n, b'_n)$$

Nach dem Satz von Heine-Borel gibt es also eine endliche Teilüberdeckung, also

$$\exists N \in \mathbb{N} : [a', b] \subseteq \bigcup_{n=1}^N (a_n, b'_n)$$

$$\Rightarrow (a', b] \subseteq \bigcup_{n=1}^N (a_n, b'_n].$$

Nun haben wir eine endliche Vereinigung und wir erhalten aus der endlichen Subadditivität des Inhalts μ_F :

$$\mu_F((a', b]) \leq \sum_{n=1}^N \mu_F((a_n, b'_n]) \leq \sum_{n=1}^{\infty} \mu_F((a_n, b'_n])$$

$$F(b) - F(a) - \varepsilon \leq F(b) - F(a') \leq \sum_{n \in \mathbb{N}} (F(b'_n) - F(a_n))$$

$$\Rightarrow F(b) - F(a) - \varepsilon \leq \sum_{n \in \mathbb{N}} (F(b_n) + \frac{\varepsilon}{2^n} - F(a_n)) = \sum_{n \in \mathbb{N}} (F(b_n) - F(a_n)) + \varepsilon$$

$$\Rightarrow F(b) - F(a) \leq \sum_{n \in \mathbb{N}} (F(b_n) - F(a_n)) + 2\varepsilon,$$

da ε beliebig, erhalten wir die Behauptung.

Bemerkung. Für Wahrscheinlichkeitsmaße μ hat die Verteilungsfunktion

$$F(x) := \mu((-\infty, x])$$

die zusätzlichen Eigenschaften:

•

$$0 \leq F \leq 1$$

•

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

•

$$\lim_{x \rightarrow +\infty} F(x) = 1.$$

Eine Verteilungsfunktion, die das erfüllt, heißt Verteilungsfunktion im engeren Sinn.

1.12 Maße von Mengen mit Verteilungsfunktionen

Ab diesem Kapitel werden wir offene Intervallgrenzen auch mit eckigen Klammern schreiben. Wir wissen schon:

$$\mu(]a, b]) = F(b) - F(a).$$

Was passiert, für $\mu([a, b])$, $\mu(]a, b[)$, $\mu([a, b])$?

$$\mu([a, b]) = \mu\left(\bigcap_{n \in \mathbb{N}} \left]a - \frac{1}{n}, b\right]\right) = \lim_{n \rightarrow \infty} \mu\left(F(b) - F\left(a - \frac{1}{n}\right)\right) = F(b) - F(a - 0)$$

$$\mu(]a, b]) = \mu\left(\bigcup_{n \in \mathbb{N}}]a, b - \frac{1}{n}]\right) = \lim_{n \rightarrow \infty} \left(F(b - \frac{1}{n}) - F(a)\right) = F(b - 0) - F(a)$$

$$\mu([a, b]) = F(b - 0) - F(a - 0)$$

Und damit auch

$$\mu(\{x\}) = \mu([x, x]) = F(x) - F(x - 0) (= \text{Sprunghöhe von } F \text{ in } x)$$

Satz 1.12.1. Jedes (sigma-)endliche Maß μ auf (Ω, \mathfrak{S}) lässt sich darstellen als Summe eines stetigen Maßes μ_c und eines diskreten Maßes μ_d , wobei

- μ_d diskret, wenn es eine Menge D gib, die höchstens abzählbar ist, sodass

$$\mu(D^c) = 0.$$

- μ_c stetig, wenn

$$\forall w \in \Omega : \mu_c(\{w\}) = 0.$$

Nämlich

$$\mu(A) = \mu(A \cap D^c) + \mu(A \cap D) = 0 + \mu\left(\bigcup_{x \in A \cap D} \{x\}\right) = \sum_{x \in A \cap D} \mu(\{x\}) = \sum_{x \in A} \mu(\{x\})$$

Beweis. In der Übung.

Beispiel 1.12.1. Sei μ ein endliches Lebesgue-Stieltjes Maß auf $(\mathbb{R}, \mathfrak{B})$. Für die Verteilungsfunktion $F(x) = \mu(]-\infty, x])$ kann man nun, da μ dargestellt werden kann als

$$\mu = \mu_c + \mu_d$$

auch zerlegen in

$$F = F_c + F_d, F_d(x) = \sum_{y \leq x} \mu_d(\{y\}).$$

Wir erhalten den folgenden Satz:

Satz 1.12.2. Jede diskrete Verteilungsfunktion (Verteilungsfunktion eines diskreten, endlichen Maßes) auf \mathbb{R} lässt sich anschreiben als

$$F(x) = \sum_{y \leq x} p(y).$$

Ist $\sum_{y \in \mathbb{R}} p(y) = 1$, so nennen wir p Wahrscheinlichkeitsfunktion. Umgekehrt gibt es zu jeder Funktion p mit $p(y) \geq 0$ eine diskrete Verteilungsfunktion.

Definition 1.12.3. Ein Wahrscheinlichkeitsmaß \mathbb{P} auf $(\mathbb{R}, \mathfrak{B})$ heißt Verteilung.

Satz 1.12.4. Ist eine Verteilungsfunktion $F(x)$ (stückweise) stetig differenzierbar, $f(x) := F'(x) \geq 0$, so ist

$$\mu_F(]a, b]) = \int_a^b f(x) dx.$$

$f(x)$ heißt dann Dichtefunktion.

Bemerkung. Ist $\mu_F(\mathbb{R}) = 1$, so ist

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

Bemerkung. Wir werden anstatt des Riemann-Integrals bald ein Lebesgue-Integral schreiben.

Beispiel 1.12.2 (Standardnormalverteilung).

$$\varphi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}}.$$

Aus der Analysis ist schon bekannt

$$\int_{-\infty}^{+\infty} e^{-\frac{x^2}{2}} dx = \sqrt{2\pi},$$

also

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \varphi(x) dx = 1.$$

Wir erhalten die Verteilungsfunktion

$$\Phi(x) := \int_{-\infty}^x \varphi(x) dx.$$

Dann ist

$$\mathbb{P}_{\Phi}([a, b]) = \Phi(b) - \Phi(a).$$

Zum Beispiel also

$$\mathbb{P}_{\Phi}([-1, 2]) = \Phi(2) - \Phi(-1) = 0.9772 - 0.1587 = 0.8185,$$

$$\Phi(1.67) = 0.9525$$

Beispiel 1.12.3. Allgemeiner nimmt man

$$\mathcal{N}(\mu, \sigma^2, x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$

1.13 Mehrdimensionale Lebesgue-Stieltjes Maße und Verteilungsfunktionen

Der hier verwendete Maßraum ist $(\mathbb{R}^d, \mathfrak{B}_d)$ mit

$$\mathfrak{B}_d := \mathfrak{A}_{\sigma}(\{[a, b] : a, b \in \mathbb{R}, a \leq b\}),$$

wobei die Ungleichung $a \leq b$ komponentenweise zu verstehen ist, also

$$a \leq b \Leftrightarrow \forall i \in \{1, \dots, d\} : a_i \leq b_i$$

und

$$]a, b[:=]a_1, b_1[\times]a_2, b_2[\times \dots \times]a_d, b_d[$$

Definition 1.13.1. Sei μ ein Lebesgue-Stieltjes Maß auf $(\mathbb{R}^d, \mathfrak{B}_d)$, wenn für beschränkte Mengen $A \in \mathfrak{B}_d$

$$\mu(A) < \infty.$$

Bemerkung. Sei μ ein endliches Maß. Dann können wir die Verteilungsfunktion wieder anschreiben als

$$F(x) = \mu([-\infty, x]) = \mu([-\infty, x_1]) \times \dots \times \mu([-\infty, x_d]).$$

Genügt dies, um μ festzulegen?

Beispiel 1.13.1. Für $d = 2$ erhalten wir:

$$\mu([a, b]) = F(b_1, b_2) - F(a_1, b_2) - F(b_1, a_2) + F(a_1, a_2).$$

Wir können den Satz von oben also zmd. für den 2-dimensionalen Raum erweitern:

Satz 1.13.2. F ist eine Verteilungsfunktion von einem Lebesgue-Stieltjes Maß μ , wenn

- F rechtsstetig ist, also

$$x_n \downarrow x \Rightarrow F(x_n) \downarrow F(x)$$

- F monoton ist, also

$$a \leq b \Rightarrow F(b_1, b_2) - F(a_1, b_2) - F(b_1, a_2) + F(a_1, a_2) \geq 0$$

Beweis. Analog zum 1-dimensionalen Fall.

Beispiel 1.13.2. Für $d \geq 2$ erhalten wir:

$$\mu([a, b]) = \mu([a_1, b_1] \times \dots \times [a_d, b_d]) = \sum_{e \in \{0,1\}^d} F(ae + b(1-e)),$$

wobei

$$ae + b(1-e) = (a_1 e_1 + b_1(1-e_1), \dots, a_d e_d + b_d(1-e_d)).$$

Definition 1.13.3 (Differenzoperatoren).

$$\Delta_i(a_i, b_i) : \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}^d;$$

$$f \mapsto \Delta_i(a, b)f(x_1, \dots, x_d) := f(x_1, \dots, x_{i-1}, b_i, x_{i+1}, \dots, x_d) - f(x_1, \dots, x_{i-1}, a_i, x_{i+1}, \dots, x_d)$$

Beispiel 1.13.3. $d = 2$. $f(x_1, x_2) = x_1 x_2$.

$$\Delta_1(4, 17)f(x_1, x_2) = 17x_2 - 4x_2 - 13x_2 - 13x_2$$

bzw

$$\Delta_1(a_1, b_1)f(x_1, x_2) = (b_1 - a_1)x_2$$

$$\Delta_1(a_1, b_1)\Delta_2(a_2, b_2)f(x_1, x_2) = (b_1 - a_1)b_2 - (b_1 - a_1)a_2 = (b_1 - a_1)(b_2 - a_2)$$

Bemerkung. Damit ist (für $d \in \mathbb{N}$)

$$\mu_F(a, b) = \Delta_1(a_1, b_1)\Delta_2(a_2, b_2)\dots\Delta_d(a_d, b_d)F$$

Und

$$\Delta_i(a_i, b_i)F(x_1, \dots, x_d) = \int_{a_i}^{b_i} \frac{\partial}{\partial x_i} F(x_1, \dots, x_d) dx_i$$

Beispiel 1.13.4. Endliche Maße:

$$F(x) = \mu([-\infty, x])$$

Wir betrachten den Spezialfall für $d = 2$. Dann ist

$$\mu([0, x]) = F(x_1, x_2) - F(x_1, 0) - F(0, x_2) + F(0, 0).$$

Setze $F(x_1, 0) = F(0, x_2) = 0$. Dann ist für $x > 0$

$$F(x_1, x_2) = \mu([0, x_1] \times [0, x_2])$$

und für $x_1 \geq 0, x_2 < 0$

$$\mu([0, x_1] \times [x_2, 0]) = F(x_1, 0) - F(0, 0) - F(x_1, x_2) + F(0, x_2) = -F(x_1, x_2).$$

Dies lässt sich quadrantenweise durchführen.

Allgemein:

$$F(x) = \mu([\min(x, 0), \max(x, 0)]) \operatorname{sgn}(x),$$

wobei das Minimum und Maximum koordinatenweise zu verstehen ist und

$$\operatorname{sgn}(x) = \prod_{i=1}^n \operatorname{sgn}(x_i)$$

Definition 1.13.4. Das d -dimensionale Lebesguemaß λ_d ist

$$\lambda_d([a, b]) = \prod_{i=1}^d (b_i - a_i)$$

und

$$F(x_1, \dots, x_d) = x_1 \cdots x_d.$$

Mit Hilfe des Fortsetzungssatzes erhalten wir das Maß λ_d auf \mathfrak{B}_d .

Die λ_d^* -messbaren Mengen werden mit \mathfrak{L}_d (d -dimensionale Lebesguemengen) bezeichnet, wobei

$$A \in \mathfrak{L}_d \Leftrightarrow A = B \cup N, B \in \mathfrak{B}_d, \exists M \in \mathfrak{B}_d : N \subseteq M, \lambda_d(M) = 0$$

Satz 1.13.5. Sei λ_d das Lebesguemaß auf \mathfrak{B}_d . Dann gilt:

- λ_d ist translationsinvariant:

$$A \oplus c := \{x + c : x \in A\},$$

$$A \in \mathfrak{L}_d, c \in \mathbb{R}^d \Rightarrow A \oplus c \in \mathfrak{L}_d, \lambda_d(A \oplus c) = \lambda_d(A)$$

Beweis.

- Wir zeigen zunächst

$$A \in \mathfrak{L}_d, c \in \mathbb{R}^d \Rightarrow A \oplus c \in \mathfrak{L}_d.$$

Sei $A =]a, b]$ und $\mathfrak{S} := \{A \in \mathfrak{B}_d : A \oplus c \in \mathfrak{B}_d\}$. \mathfrak{S} ist Sigmaalgebra, damit gilt die Behauptung. $\lambda_d(A \oplus c) = \lambda_d(A)$ für $A \in \mathfrak{B}$ ist klar, da sie auf dem Semiring gilt, damit auch auf den Borelmengen.

Satz 1.13.6. Wenn μ auf $(\mathbb{R}^d, \mathfrak{B}_d)$ ein translationsinvariantes Lebesgue-Stieltjes Maß ist, dann gilt

$$\mu = c\lambda_d, c \geq 0.$$

Beweis. Wir führen den Beweis nur im Fall $d = 1$, in höheren Dimensionen funktioniert der Beweis analog.

Es gilt mit $c := \mu([0, 1])$

$$\begin{aligned} \mu([a, b]) &= \mu([0, b - a]) \\ \mu([0, 1]) &= \mu\left(\bigcup_{i=1}^n \left[\frac{i-1}{n}, \frac{i}{n}\right]\right) = \sum_{i=1}^n \mu\left[\frac{i-1}{n}, \frac{i}{n}\right] = n\mu\left[0, \frac{1}{n}\right] \\ &\Rightarrow \mu\left[0, \frac{1}{n}\right] = \frac{c}{n} \end{aligned}$$

und damit schließlich

$$\mu\left[0, \frac{m}{n}\right] = \mu\left(\bigcup_{i=1}^m \left[\frac{i-1}{n}, \frac{i}{n}\right]\right) = m\mu\left[0, \frac{1}{n}\right] = c\frac{m}{n}.$$

Für $x \in \mathbb{Q}^+$ folgt dann $\mu([0, x]) = cx$. Für $x \in \mathbb{R}^+$ wähle $x_n \in \mathbb{Q}^+$ mit $x_n \downarrow x$, dann gilt

$$\mu([0, x]) = \mu\left(\bigcap_{n \in \mathbb{N}} [0, x_n]\right) = \lim_{n \rightarrow \infty} \mu([0, x_n]) = \lim_{n \rightarrow \infty} cx_n = cx$$

also die Behauptung

$$\mu([a, b]) = c(b - a) = c\lambda([a, b]).$$

Definition 1.13.7. Sei $\Omega = [0, 1]$, dann ist

$$x \sim y :\Leftrightarrow y - x \in \mathbb{Q}$$

eine Äquivalenzrelation.

Dann zerlegen wir Ω in Äquivalenzklassen und bilden mithilfe des Auswahlaxioms eine Menge V , die aus jeder Äquivalenzklasse genau einen Vertreter wählt. Eine solche Menge heißt Vitali-Menge und ist nicht Lebesgue-Messbar.

Beweis. Wäre V Lebesgue messbar, so hätte sie ein Lebesgue-Maß. Sei $q \in \mathbb{Q} \cap [-1, 1]$. Sind nun $q_1 \neq q_2$ zwei solche rationalen Zahlen, dann ist

$$(V \oplus q_1) \cap (V \oplus q_2) = \emptyset.$$

Nämlich: Wäre dies nicht so, dann würde für ein $y \in (V \oplus q_1) \cap (V \oplus q_2)$ gelten

$$x_1 := y - q_1 \in V \text{ und } x_2 := y - q_2 \in V$$

$$\Rightarrow x_2 - x_1 = q_1 - q_2 \in \mathbb{Q} \Rightarrow x_1 \sim x_2, x_1 \neq x_2 \nmid$$

Wäre nun $V \in \mathfrak{L}$, dann auch

$$\bigcup_{q \in \mathbb{Q} \cap [-1, 1]} V \oplus q = W,$$

also

$$\lambda(W) = \sum_{q \in \mathbb{Q} \cap [-1, 1]} \lambda(V \oplus q)$$

mit

$$[0, 1] \subseteq W \subseteq [-1, 2]$$

folgt

$$1 \leq \lambda(W) \leq 3,$$

nun gilt also

$$\lambda(V) = 0 \Rightarrow \lambda(W) = 0$$

$$\lambda(V) > 0 \Rightarrow \lambda(W) = \infty \nmid$$

Bemerkung. Übliche Schlamperei:

$$\mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^m = \mathbb{R}^{m+n},$$

und

$$\mathfrak{B}_n \times \mathfrak{B}_m = \mathfrak{B}_{n+m}$$

Satz 1.13.8. Seien Ω_1, Ω_2 Mengen und $\mathfrak{C}_1, \mathfrak{C}_2$ Mengensysteme über Ω_1, Ω_2 . Dann ist

$$\mathfrak{A}_\sigma(\mathfrak{C}_1) \times \mathfrak{A}_\sigma(\mathfrak{C}_2) = \mathfrak{A}_\sigma(\mathfrak{C}_1 \otimes \mathfrak{C}_2),$$

wobei

$$\mathfrak{C}_1 \otimes \mathfrak{C}_2 := \{A_1 \times A_2 : A_1 \in \mathfrak{C}_1, A_2 \in \mathfrak{C}_2\}$$

und

$$\mathfrak{A}_\sigma(\mathfrak{C}_1) \times \mathfrak{A}_\sigma(\mathfrak{C}_2) := \mathfrak{A}_\sigma(\mathfrak{A}_\sigma(\mathfrak{C}_1 \otimes \mathfrak{C}_2))$$

Beweis. Kann man mit dem Prinzip der guten Mengen machen, vielleicht in der Übung.

1.14 Approximationssätze und Regularität

Definition 1.14.1. Sei μ ein Inhalt auf $(\mathbb{R}^d, \mathfrak{B}_d)$ bzw. $(\mathbb{R}^d, \mathfrak{S})$ mit $\mathfrak{B}_d \subseteq \mathfrak{S}$, dann heißt $A \in \mathfrak{S}$ regulär von oben, wenn

$$\mu(A) = \inf\{\mu(U) : A \subseteq U, U \text{ offen}\}.$$

μ heißt dann regulär von oben, wenn alle $A \in \mathfrak{S}$ regulär von oben.

Definition 1.14.2. Sei μ ein Inhalt auf $(\mathbb{R}^d, \mathfrak{B}_d)$ bzw. $(\mathbb{R}^d, \mathfrak{S})$ mit $\mathfrak{B}_d \subseteq \mathfrak{S}$, dann heißt $A \in \mathfrak{S}$ regulär von unten, wenn

$$\mu(A) = \sup\{\mu(K) : K \subseteq A, K \text{ kompakt}\}.$$

μ heißt dann regulär von unten, wenn alle $A \in \mathfrak{S}$ regulär von unten.

Definition 1.14.3. Wenn μ bzw. $A \in \mathfrak{S}$ sowohl regulär von oben als auch regulär von unten sind, dann heißen sie regulär.

Satz 1.14.4. Ein regulärer Inhalt ist ein Maß.

Beweis. ist eh klar.

Satz 1.14.5. Sei μ ein Lebesgue-Stieltjes Maß auf $(\mathbb{R}^d, \mathfrak{B}_d)$, dann ist μ regulär von oben.

Satz 1.14.6. Ist μ ein sigmaendliches Maß auf $(\mathbb{R}^d, \mathfrak{B}_d)$, so ist μ regulär von unten.

Zusammenfassend ergibt das dann:

Satz 1.14.7. Jedes Lebesgue-Stieltjes Maß ist regulär.

Beweis (1. Satz). Wir schränken μ auf den Semiring $\mathfrak{T} = \{[a, b], a \leq b, a, b \in \mathbb{R}^d\}$ ein. Dann erzeugt $\mu|_{\mathfrak{T}}$ ein äußeres Maß μ^* . Mithilfe der Eindeutigkeit der Fortsetzung gilt

$$\forall A \in \mathfrak{B} : \mu^*(A) = \mu(A),$$

also

$$\mu(A) = \mu^*(A) = \inf \left\{ \sum_{n \in \mathbb{N}} \mu([a_n, b_n]), A \subseteq \bigcup_{n \in \mathbb{N}} [a_n, b_n] \right\}.$$

Im Fall $\mu(A) = \infty$ sind wir fertig. Wir betrachten also $\mu(A) < \infty$. Dann

$$\exists a_n, b_n, n \in \mathbb{N} : A \subseteq \bigcup_{n \in \mathbb{N}} [a_n, b_n] \text{ und } \sum_{n \in \mathbb{N}} \mu([a_n, b_n]) \leq \mu(A) + \varepsilon \quad \forall \varepsilon > 0$$

Wähle nun $b'_n > b_n$ sodass

$$\mu([a_n, b'_n]) \leq \mu([a_n, b_n]) + \frac{\varepsilon}{2^n}$$

Dann $(U := \bigcup_{n \in \mathbb{N}} [a_n, b'_n])$

$$\mu(U) = \mu \left(\bigcup_{n \in \mathbb{N}} [a_n, b'_n] \right) \leq \sum_{n \in \mathbb{N}} \mu([a_n, b'_n]) \leq \sum_{n \in \mathbb{N}} \mu([a_n, b_n]) + \varepsilon$$

Satz 1.14.8. Ein endliches/sigmaendliches Maß μ auf $(\mathbb{R}^d, \mathfrak{B}_d)$ ist regulär von unten.

Beweis. Auch hier begnügen wir uns mit $d = 1$, der allgemeine Fall läuft genau so, ist nur mehr Schreibarbeit.

Zunächst ist μ endlich und damit regulär von oben. Sei $A \in \mathfrak{B}$, dann gibt es ein offenes U mit $A^c \subseteq U, \mu(U) \leq \mu(A^c) + \varepsilon$. Bekannterweise ist dann U^c abgeschlossen und

$$\mu(U^c) = \mu(\Omega) - \mu(U) \geq \mu(\Omega) - \mu(A^c) - \varepsilon = \mu(A) - \varepsilon,$$

wir können also A durch eine abgeschlossene Menge approximieren. Es fehlt also noch der Schritt der Beschränktheit. $K_N := U^c \cap [-N, N]$ ist nun also kompakt und monoton steigend, $K_N \subseteq K_{N+1}$ und $\bigcup_{N \in \mathbb{N}} K_N = U^c$. Weiters ist

$$\begin{aligned}\mu(U^c) &= \mu\left(\bigcup_{N \in \mathbb{N}} K_N\right) = \lim_{n \rightarrow \infty} \mu(K_N) \\ &\Rightarrow \exists N \in \mathbb{N} : \mu(K_N) \geq \mu(A) - 2\varepsilon,\end{aligned}$$

damit ist für endliche Maße die Regularität von unten gezeigt.

Sei nun μ sigmaendlich, dann

$$\exists (B_n)_{n \in \mathbb{N}} \in \mathfrak{B}, \forall n \in \mathbb{N} : \mu(B_n) < \infty$$

mit oBdA $B_n \subseteq B_{n+1}$. (oBdA weil wir ja jede Mengenfolge monoton machen können)

Für $A \in \mathfrak{B}$ gilt dann

$$A = A \cap \Omega = A \cap \bigcup_{n \in \mathbb{N}} B_n = \bigcup_{n \in \mathbb{N}} A \cap B_n,$$

also ist

$$\mu(A) = \lim_{n \rightarrow \infty} \mu(B_n \cap A).$$

Wähle nun $M < \mu(A)$. Also

$$\exists n \in \mathbb{N} : \mu(B_n \cap A) > M.$$

Wir definieren das (endliche) Maß

$$\mu_n(A) := \mu(B_n \cap A).$$

Damit gibt es ein kompaktes $K \subseteq A$ mit $\mu_n(K) > M$. Damit folgt

$$\mu(K) \geq \mu(K \cap B_n) > M.$$

□.

Bemerkung. Eine Funktion $F : \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}$ heißt Verteilungsfunktion im engeren Sinn, wenn es ein Wahrscheinlichkeitsmaß \mathbb{P} auf $(\mathbb{R}^d, \mathfrak{B}_d)$ mit

$$F(x) = \mathbb{P}([-\infty, x]) \quad (= \mathbb{P}([-\infty, x_1] \times \dots \times [-\infty, x_d]))$$

gibt und F rechtsstetig ist, also

$$\Delta_1(a_1, b_1) \dots \Delta_d(a_d, b_d) F \geq 0.$$

Zusätzlich muss ein solches F nichtfallend in jeder Argumentvariable x_1, \dots, x_d sein, also

$$\begin{aligned}\forall i = 1, \dots, d : \lim_{x_i \rightarrow -\infty} F(x_1, \dots, x_d) &= 0 \\ \lim_{\min(x_1, \dots, x_d) \rightarrow \infty} F(x_1, \dots, x_d) &= 1\end{aligned}$$

Kapitel 2

Das Lebesgue-Integral

Motivation für dieses Kapitel: Wir wollen einen neuen Integralbegriff auf Basis des Riemann-Integrals definieren,

$$\int f = \int_0^\infty \mu([f > x])dx,$$

wobei f auf beliebigen Mengen definiert sein darf, also wenn μ Maß auf einem Messraum (Ω, \mathfrak{S}) , dann ist

$$f : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$$

und $\mu([f > x])$ definiert sein soll, also $[f > x] \in \sigma$, wobei

$$[f > x] := \{\omega \in \Omega : f(\omega) > x\}.$$

Definition 2.0.1. Seien $(\Omega_1, \mathfrak{S}_1)$, $(\Omega_2, \mathfrak{S}_2)$ zwei Messräume, dann heißt

$$f : \Omega_1 \rightarrow \Omega_2$$

messbar bezüglich $(\Omega_1, \mathfrak{S}_1)$ und $(\Omega_2, \mathfrak{S}_2)$ (oder kürzer $\mathfrak{S}_1 - \mathfrak{S}_2$ -messbar), wenn

$$f^{-1}(\mathfrak{S}_2) \subseteq \mathfrak{S}_1,$$

also wenn $\forall A \in \mathfrak{S}_2 : f^{-1}(A) \in \mathfrak{S}_1$. Für eine solche Funktion schreiben wir

$$f : (\Omega_1, \mathfrak{S}_1) \rightarrow (\Omega_2, \mathfrak{S}_2).$$

Eine Funktion

$$f : (\Omega, \mathfrak{S}) \rightarrow (\mathbb{R}, \mathfrak{B})$$

heißt dann \mathfrak{S} -messbar bzw

$$f : (\mathbb{R}^{d_1}, \mathfrak{S}_{d_1}) \rightarrow (\mathbb{R}^{d_2}, \mathfrak{B}_{d_2})$$

heißt Borelmessbar,

$$f :: (\mathbb{R}^{d_1}, \mathfrak{L}_{d_1}) \rightarrow (\mathbb{R}^{d_2}, \mathfrak{B}_{d_2})$$

heißt Lebesguemessbar.

Satz 2.0.2. Sei \mathfrak{C} ein Mengensystem über Ω_2 , das \mathfrak{S}_2 erzeugt, $\mathfrak{S}_2 = \mathfrak{A}_\sigma(\mathfrak{C})$, dann ist $f : \Omega_1 \rightarrow \Omega_2$ $\mathfrak{S}_1 - \mathfrak{S}_2$ -messbar genau dann, wenn

$$f^{-1}(\mathfrak{C}) \subseteq \mathfrak{S}_1$$

Beweis. $\mathfrak{A}_\sigma(f^{-1}(\mathfrak{C})) = f^{-1}(\mathfrak{A}_\sigma(\mathfrak{C}))$ wurde schon zu Beginn der Vorlesung gezeigt. Wegen

$$f^{-1}(\mathfrak{A}_\sigma(\mathfrak{C})) = f^{-1}(\mathfrak{S}_2),$$

sind wir an dieser Stelle schon fertig.

Bemerkung. Für $\mathfrak{S}_2 = \mathfrak{B}$ ist \mathfrak{C} z.B. die Menge der halboffenen Intervalle. Wir können aber auch $\mathfrak{C} = \{[-\infty, b], b \in \mathbb{R}\}$ oder $\mathfrak{C} = \{U \subseteq \mathbb{R}, U \text{ offen}\}$ hernehmen. Damit können wir schon einige Sätze beweisen.

Satz 2.0.3. Sei $f : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$, bzw $f : \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}$, dann ist f Borelmessbar, wenn f

- monoton oder
- stetig

ist.

Beweis. trivial, mit Erzeugendensystem $\mathfrak{C} = \{U \subseteq \mathbb{R}, U \text{ offen}\}$ und dem Faktum, dass eine Funktion genau dann stetig ist, wenn das Bild offener Mengen wieder offen ist.

Satz 2.0.4. Ist

$$f_1 : (\Omega_1, \mathfrak{S}_1) \rightarrow (\Omega_2, \mathfrak{S}_2)$$

und

$$f_2 : (\Omega_2, \mathfrak{S}_2) \rightarrow (\Omega_3, \mathfrak{S}_3),$$

dann ist auch

$$f_2 \circ f_1 : (\Omega_1, \mathfrak{S}_1) \rightarrow (\Omega_3, \mathfrak{S}_3)$$

messbar.

Beweis. Sei $A \in \mathfrak{S}_3$, dann ist

$$(f_2 \circ f_1)^{-1}(A) = f_1^{-1}(f_2^{-1}(A)) \in \mathfrak{S}_1,$$

da $f_2^{-1}(A) \in \mathfrak{S}_2$.

□.

Satz 2.0.5. Seien $(\Omega_1, \mathfrak{S}_1), (\Omega_2, \mathfrak{S}_2), (\Omega_3, \mathfrak{S}_3)$ Messräume. Wir bilden den Produktraum $(\Omega_2 \times \Omega_3, \mathfrak{S}_2 \times \mathfrak{S}_3)$. Dann ist

$$f : \Omega_1 \rightarrow \Omega_2 \times \Omega_3, f = (f_2, f_3)$$

genau dann

$$f : (\Omega_1, \mathfrak{S}_1) \rightarrow (\Omega_2 \times \Omega_3, \mathfrak{S}_2 \times \mathfrak{S}_3),$$

wenn

$$f_2 : (\Omega_1, \mathfrak{S}_1) \rightarrow (\Omega_2, \mathfrak{S}_2)$$

und

$$f_3 : (\Omega_1, \mathfrak{S}_1) \rightarrow (\Omega_3, \mathfrak{S}_3).$$

Beweis. • " \Rightarrow ":

Sei $A \in \mathfrak{S}_2$. Dann ist $A \times \Omega_3 \in \mathfrak{S}_2 \times \mathfrak{S}_3$. Damit ist $f^{-1}(A \times \Omega_3) \in \mathfrak{S}_1$, da $f^{-1}(A \times \Omega_3) = f_2^{-1}(A)$.

- " \Leftarrow ":

Seien $A \in \mathfrak{S}_2, B \in \mathfrak{S}_3$, dann ist

$$f_2^{-1}(A \times B) = f_2^{-1}(A) \cap f_3^{-1}(B) \in \mathfrak{S}_1.$$

Da $C := \{A \times B : A \in \mathfrak{S}_2, B \in \mathfrak{S}_3\}$ $\mathfrak{S}_2 \times \mathfrak{S}_3$ erzeugt, folgt die Behauptung.

□.

Definition 2.0.6. Ist $(\Omega, \mathfrak{G}, \mathbb{P})$ ein Wahrscheinlichkeitsraum, so nennt man

$$S : (\Omega, \mathfrak{G}) \rightarrow (\mathbb{R}^d, \mathfrak{B}_d)$$

eine d -dimensionale Zufallsvariable oder einen d -dimensionalen Zufallsvektor. Bei $d = 1$ spricht man von der Zufallsvariable.

Satz 2.0.7. Ist $f : \mathbb{R}^{d_1} \rightarrow \mathbb{R}^{d_2}$ stetig, so ist f Borel-messbar.

Beweis. folgt direkt daraus, dass wenn f stetig ist, das Urbild jeder offenen Menge wieder offen ist.

Satz 2.0.8. Ist $f : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ monoton, so ist f Borel-messbar.

Beweis. Siehe Kusolitsch Beweis von Folgerung 7.10.

Satz 2.0.9. $f := (f_1, \dots, f_d) : (\Omega, \mathfrak{G}) \rightarrow (\mathbb{R}^d, \mathfrak{B}_d)$ genau dann, wenn

$$\forall i = 1, \dots, d : f_i : (\Omega, \mathfrak{G}) \rightarrow (\mathbb{R}, \mathfrak{B}).$$

Beweis. Siehe Kusolitsch Beweis Satz 7.11.

Satz 2.0.10. Aus $f_i : (\Omega, \mathfrak{G}) \rightarrow (\mathbb{R}, \mathfrak{B})$, $i = 1, 2$ folgt

1. $f_1 + f_2 : (\Omega, \mathfrak{G}) \rightarrow \mathbb{R}$,
2. $f_1 f_2 : (\Omega, \mathfrak{G}) \rightarrow \mathbb{R}$,
3. $f_1 \wedge f_2 : (\Omega, \mathfrak{G}) \rightarrow \mathbb{R}$,
4. $f_1 \vee f_2 : (\Omega, \mathfrak{G}) \rightarrow \mathbb{R}$.

Beweis. Kuso Folgerung 7.14.

Definition 2.0.11 (7.14).

2.1 Erweitert reellwertige Funktionen

Whaaaaat??

Kuso abschreiben... S.86

Satz 2.1.1. Sei f_n eine Folge messbarer Funktionen. Dann ist

$$M := [\liminf f_n = \limsup f_n] \in \mathfrak{G}$$

Beweis. Siehe Kusolitsch Beweis Satz 7.20.

Satz 2.1.2 (7.24).

2.2 Treppenfunktionen

Definition 2.2.1. Eine Funktion

$$t : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$$

heißt Treppenfunktion, wenn es eine endliche Zerlegung A_1, \dots, A_n von Ω und reelle Zahlen $\alpha_1, \dots, \alpha_n$ gibt mit

$$\forall \omega \in \Omega : t(\omega) = \sum_{i=1}^n \alpha_i \mathbb{1}_{A_i}(\omega).$$

Lemma 2.2.2. Eine Funktion $t : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ ist genau dann eine Treppenfunktion, wenn es Mengen B_1, \dots, B_m und reelle Zahlen gibt, sodass $t = \sum_{j=1}^m \beta_j \mathbf{1}_{B_j}$.

Beweis. Siehe Beweis Lemma 7.26, Kusolitsch.

Bemerkung. Sind die oben genannten Mengen A_i und B_i alle messbar, so ist auch t messbar. Die Umkehrung gilt jedoch im Allgemeinen nicht, man kann also auch eine messbare Treppenfunktion mit Hilfe einer nichtmessbaren Zerlegung darstellen kann, z.B. $t \equiv 0 = 0\mathbf{1}_A + 0\mathbf{1}_{A^c}$ mit $A \notin \mathfrak{S}$.

Definition 2.2.3. $t = \sum_{i=1}^n x_i \mathbf{1}_{[t=x_i]}$ ist die kanonische Darstellung einer messbaren Treppenfunktion.

Satz 2.2.4. Zu jeder messbaren positiven Funktion f gibt es eine monoton steigende Folge (t_n) aus positiven Treppenfunktionen, sodass

$$\forall \omega \in \Omega : f(\omega) = \lim_{n \rightarrow \infty} t_n(\omega).$$

Weiters gibt es zu jeder messbaren Funktion f eine Folge (t_n) aus Treppenfunktionen, sodass

$$\forall \omega \in \Omega : f(\omega) = \lim_{n \rightarrow \infty} t_n(\omega)$$

und

$$\forall n \in \mathbb{N} : |t_n| \leq |f|.$$

Ist f beschränkt, so konvergiert (t_n) gleichmäßig gegen f .

Beweis. Siehe Beweis Satz 7.30, Kusolitsch.

2.3 Konvergenzarten

Definition 2.3.1. Zwei Funktionen f, g sind fast überall gleich, falls sie auf dem Komplement einer Nullmenge gleich sind.

Definition 2.3.2. Eine Folge (f_n) messbarer Funktionen konvergiert gleichmäßig μ -fast überall (bzw. P -fs) gegen eine Funktion f , wenn es eine μ -Nullmenge N gibt, sodass (f_n) auf N^c gleichmäßig konvergiert.

Definition 2.3.3. Eine messbare Funktion f auf einem Maßraum heißt μ -fast überall beschränkt, wenn es ein $c \in \mathbb{R}$ gibt mit $\mu(|f| > c) = 0$.

$$\|f\|_\infty := \text{ess sup } f := \inf \{c \in \mathbb{R} : \mu(|f| > c) = 0\}$$

wird als das essentielle Supremum von f bezeichnet.

Satz 2.3.4. Sei

$$\mathfrak{F} := \{f : (\mathbb{R}^{(n)}, \mathfrak{B}_{(n)}) \rightarrow (\mathbb{R}^{(m)}, \mathfrak{B}_{(m)})\}.$$

Nun ist \mathfrak{F} die kleinste Menge der reellen Funktionen, die die stetigen Funktionen enthält und bezüglich der Bildung von punktweisen Grenzwerten abgeschlossen ist

Beweis. Sei \mathfrak{G} diese kleinste Menge. Diese existiert, wie man leicht über Durchschnittbildung über alle diese Systeme zeigen kann, nachdem man auch gezeigt hat, dass die gewünschten Eigenschaften durch Durchschnittbildung erhalten werden.

$\mathfrak{G} \subseteq \mathfrak{F}$ ist offensichtlich. Bleibt also noch " \supseteq " zu zeigen:

Da jede messbare Funktion als Limes von Treppenfunktion dargestellt werden kann, ist zu zeigen, dass \mathfrak{G} alle Treppenfunktionen enthält, wofür es genügt zu zeigen, dass \mathfrak{G} alle Indikatorfunktionen enthält und abgeschlossen bzgl. Addition und Multiplikation ist:

- Abgeschlossenheit:

\mathfrak{G} :

$$f, g \in \mathfrak{G} \Rightarrow f + g, fg \in \mathfrak{G}.$$

Wir zeigen dies über das Prinzip der guten Mengen: Sei für $f \in \mathfrak{G}$

$$\mathfrak{G}(f) := \{g \in \mathfrak{G} : f + g, fg \in \mathfrak{G}\}.$$

Nun ist \mathfrak{G} bzgl. Limesbildung abgeschlossen:

$$g_n \in \mathfrak{G}(f), g_n \rightarrow g \Rightarrow g \in \mathfrak{G}$$

$$\Rightarrow f + g_n \in \mathfrak{G}(f), f + g_n \rightarrow g$$

und

$$\Rightarrow fg_n \in \mathfrak{G}(f), fg_n \rightarrow g,$$

und damit $g \in \mathfrak{G}(f)$. Sind nun f, g stetig, so ist auch fg und $f + g$ stetig und daher in \mathfrak{G} , womit

$$\mathfrak{G} \subseteq \mathfrak{G}(f)$$

folgt, also für stetiges f und $g \in \mathfrak{G}$ folgt $f + g, fg \in \mathfrak{G}$ und analog für vertauschte Rollen von f und g . Dann ist $g \in \mathfrak{G}(f)$, womit \mathfrak{G} abgeschlossen bzgl. Addition und Multiplikation ist.

- Enthält Indikatoren von Borelmengen Sei

$$\mathfrak{C} = \{A \subseteq B : A() \in \mathfrak{G}\}.$$

Wir müssen nun zeigen, dass $\mathfrak{C} = \mathfrak{B}$. Wir zeigen also zunächst, dass \mathfrak{C} Sigmaalgebra ist.

- Algebra:

Sei $A \in \mathfrak{C}$, dann ist $A() \in \mathfrak{G}$. Dann ist

$$A^c() = 1 - A() \in \mathfrak{G} \Rightarrow A^c \in \mathfrak{C}.$$

Seien $A, B \in \mathfrak{C}$. Dann ist

$$A \cap B() = A()B() \in \mathfrak{G}.$$

- Sigmaalgebra:

Es genügt zu zeigen: Wenn $A_n \uparrow A$, $A_n \in \mathfrak{C}$, so folgt $A \in \mathfrak{C}$. Nun sind also $A_n() \in \mathfrak{G}$, damit also $A_n() \uparrow A()$ (punktweise) und damit $A \in \mathfrak{C}$ aus der Abgeschlossenheit bzgl. punktweisen Limiten.

Nun zeigen wir $a \leq b :]a, b] \in \mathfrak{C}$. Wir definieren:

$$f_n(\omega) = \begin{cases} 0 & \text{für } \omega \leq a \\ (\omega - a)n & \text{für } a < \omega \leq a + \frac{1}{n} \\ 1 & \text{für } a + \frac{1}{n} < \omega \leq b \\ 1 - (\omega - b)n & \text{für } b < \omega \leq b + \frac{1}{n} \\ 0 & \text{für } \omega > b + \frac{1}{n} \end{cases}$$

Diese sind alle stetig und konvergieren gegen $]a, b]()$, damit also $]a, b] \in \mathfrak{C}$.

Definition 2.3.5. Sei P eine Aussage und $(\Omega, \mathfrak{G}, \mu)$ ein Maßraum. Wir sagen, P gilt fast überall oder fast sicher, wenn es eine Menge $N \in \mathfrak{G}$, $\mu(N) = 0$ gibt mit $P(\omega)$ für alle $\omega \in N^c$.

Definition 2.3.6. Seien $(\Omega_1, \mathfrak{G}_1, \mu)$ ein Maßraum und $(\Omega_2, \mathfrak{G}_2)$ ein Messraum. Sei $f : \Omega_1 \rightarrow \Omega_2$. f heißt fast überall messbar, wenn

$$\exists \Omega'_1 \in \mathfrak{G}_1 : \mu(\Omega'_1{}^c) = 0,$$

wobei f auch nur auf Ω'_1 definiert sein kann. Dann ist

$$f : (\Omega'_1, \mathfrak{G} \cap \Omega'_1) \rightarrow (\Omega_2, \mathfrak{G}_2)$$

Definition 2.3.7. $f_n \rightarrow f$ heißt μ -fast überall

$$f_n : (\Omega, \mathfrak{S}, \mu) \rightarrow (\mathbb{R}, \mathfrak{B}),$$

wenn es $N \in \mathfrak{S} : \mu(N) = 0$ mit

$$f_n(\omega) \rightarrow f(\omega)$$

für fast alle $\omega \in N^c$.

Definition 2.3.8 (gleichmäßige Konvergenz). $f_n \rightarrow f$ ist gleichmäßig konvergent, wenn

$$\forall \varepsilon > 0 \exists n_0(\varepsilon) \forall \omega \in \Omega \forall n \geq n_0(\varepsilon) : |f_n(\omega) - f(\omega)| < \varepsilon$$

Definition 2.3.9 (fast überall gleichmäßige Konvergenz). $f_n \rightarrow f$ ist fast überall gleichmäßig konvergent für

$$f_n, f : (\Omega, \mathfrak{S}, \mu) \rightarrow (\mathbb{R}, \mathfrak{B})$$

wenn es eine Menge $M \in \mathfrak{S}, \mu(M) = 0$ gibt mit $f_n \rightarrow f$ gleichmäßig auf M^c .

Bemerkung. $f_n \rightarrow f$ gleichmäßig, wenn, wie aus der Analysis bekannt,

$$\|f_n - f\|_{\sup} = \sup\{|f_n(\omega) - f(\omega)| : \omega \in \Omega\} \rightarrow 0.$$

Definition 2.3.10. Sei $f(\Omega, \mathfrak{S}) \rightarrow (\mathbb{R}, \mathfrak{B})$, $(\Omega, \mathfrak{S}, \mu)$ Maßraum. Dann ist das Essentielle Supremum von f

$$\text{ess sup } f := \inf\{y \in \mathbb{R} : \mu([f > y]) = 0\}.$$

Bemerkung. Es gilt

$$\mu([f > \text{ess sup } f]) = 0,$$

da

$$\mu([f > \text{ess sup } f]) = \mu\left(\bigcup_{n \in \mathbb{N}} [f > \text{ess sup } f + \frac{1}{n}]\right) \leq \sum_{n \in \mathbb{N}} \mu([f > \text{ess sup } f + \frac{1}{n}]) = \sum_{n \in \mathbb{N}} 0 = 0.$$

Satz 2.3.11. Sei $c > 0$. Dann ist

$$\text{ess sup } cf = c \text{ess sup } f.$$

Weiters ist für $f, g \geq 0$

$$\text{ess sup } f + g \leq \text{ess sup } f + \text{ess sup } g$$

Beweis. Folgt direkt aus der Definition:

$$\begin{aligned} \text{ess sup } cf &= \inf\{y \in \mathbb{R} : \mu([cf > y]) = 0\} \\ &= \inf\{c \cdot z \in \mathbb{R} : \mu([cf > cz]) = 0\} \\ &= \inf c \odot \{z \in \mathbb{R} : \mu([f > z]) = 0\} \\ &= c \text{ess sup } f \end{aligned}$$

Weiters

$$\begin{aligned} \mu([f + g > \text{ess sup } f + \text{ess sup } g]) &\leq \mu([f > \text{ess sup } f] \cup [g > \text{ess sup } g]) \\ &\leq \mu([f > \text{ess sup } f]) + \mu([g > \text{ess sup } g]) \\ &= 0 + 0 = 0 \end{aligned}$$

Definition 2.3.12.

$$\|f\|_{\infty} := \text{ess sup } |f|.$$

Dies ist fast eine Norm, die erste Eigenschaft fehlt, da

$$\|f\|_{\infty} = 0 \Leftrightarrow \mu([|f| > 0]) = 0$$

Beweis.

$$\|cf\|_\infty = |c| \|f\|_\infty$$

folgt direkt aus einem oben bewiesenen Satz.

$$\|f + g\|_\infty = \text{ess sup } |f + g| \leq \text{ess sup } (|f| + |g|) \leq \text{ess sup } |f| + \text{ess sup } |g| = \|f\|_\infty + \|g\|_\infty.$$

Es fehlt

$$\|f\|_\infty = 0 \Leftrightarrow f = 0,$$

denn es gilt

$$\|f\|_\infty = 0 \Leftrightarrow f = 0 \text{ fast überall.}$$

Definition 2.3.13. Sei

$$\mathcal{L}_\infty(\Omega, \mathfrak{S}, \mu) := \{f : (\Omega, \mathfrak{S}) \rightarrow (\overline{\mathbb{R}}, \overline{\mathfrak{B}}) : f \text{ ist fast überall messbar, } \|f\|_\infty < \infty\},$$

dann ist

$$f \sim g \Leftrightarrow \|f - g\|_\infty = 0 \Leftrightarrow f = g \text{ fast überall}$$

eine Äquivalenzrelation (trivial). Damit ist

$$\mathcal{L}_\infty(\Omega, \mathfrak{S}, \mu) = \mathcal{L}_\infty \setminus \sim$$

und $\|\cdot\|_\infty$ eine Norm auf \mathcal{L}_∞ und somit auch \mathcal{L}_∞ ein normierter Vektorraum, bzw. sogar ein Banachraum.

Beweis (\mathcal{L}_∞ ist vollständig). Sei f_n Cauchyfolge bezüglich $\|\cdot\|_\infty$, also $\lim_{m,n \rightarrow \infty} \|f_n - f_m\|_\infty = 0$. Damit konvergiert f_n gleichmäßig und somit auch in \mathcal{L}_∞ .

Definition 2.3.14. Sei (f_n) eine Folge von Funktionen,

$$f_n : (\Omega, \mathfrak{S}) \rightarrow (\mathbb{R}, \mathfrak{B}),$$

die gegen ein f fast gleichmäßig konvergiert, wenn

$$\forall \varepsilon > 0 \exists A \in \mathfrak{S} : \mu(A^c) < \varepsilon \text{ mit } f_n \rightarrow f \text{ gleichmäßig auf } A.$$

Beispiel 2.3.1. Sei $([0, 1], \mathfrak{B}) \cap [0, 1], \lambda|_{\mathfrak{B} \cap [0, 1]}$ und

$$f_n(\omega) = \omega^n,$$

dann ist

$$\lim_{n \rightarrow \infty} f_n(\omega) = \begin{cases} 0 & : 0 \leq \omega < 1 \\ 1 & : \omega = 1 \end{cases},$$

wir können also ein beliebig kleines Intervall A um 1 herausnehmen, sodass f_n gleichmäßig auf A^c konvergiert, also konvergiert f_n fast gleichmäßig.

Satz 2.3.15 (Satz von Egorov). Sei $(\Omega, \mathfrak{S}, \mu)$ endlich

$$f_n, f : (\Omega, \mathfrak{S}) \rightarrow (\mathbb{R}, \mathfrak{B})$$

dann ist

$$f_n \rightarrow f \text{ } \mu\text{-fast überall} \Leftrightarrow f_n \rightarrow f \text{ } \mu\text{-fast gleichmäßig.}$$

Beweis.

- " \Leftarrow " gilt natürlich immer.

- " \Rightarrow ":

Sei $f_n(\omega) \rightarrow f(\omega)$, also

$$\forall \varepsilon > 0 \exists N = N(\varepsilon) \forall n \geq N(t) |f_n(\omega) - f(\omega)| < \varepsilon.$$

Es gibt $B \in \mathfrak{S}$, $\mu(B^c) = 0$, $f_n \rightarrow f$ punktweise auf B . Dann gilt für

$$A_{N,\varepsilon} = \{\omega : |f_n(\omega) - f(\omega)| < \varepsilon \text{ für } n \geq N,$$

wenn wir ε fix wählen:

$$\begin{aligned} & \bigcup_{N \in \mathbb{N}} A_{N,\varepsilon} \supset B \\ \Rightarrow \lim_{N \rightarrow \infty} & = \mu(B) = \mu(\Omega) \end{aligned}$$

Und für $\varepsilon = \frac{1}{2^K}$ wählen wir N_K , sodass

$$\mu(A_{N_K, \frac{1}{2^K}}) \geq \mu(\Omega) - \frac{1}{2^K}.$$

Mit

$$C_K := \bigcap_{k \geq K} A_{N_k, \frac{1}{2^k}}$$

gilt dann

$$\mu(C_K^c) \leq \sum_{k \geq K} \mu(A_{N_k, \frac{1}{2^k}}) \leq \frac{2}{2^K}$$

Dann gilt klarerweise

$$f_n \rightarrow f \text{ auf } C_K \text{ gleichmäßig,}$$

womit die Behauptung bewiesen ist.

Definition 2.3.16. Sei $(\Omega, \mathfrak{S}, \mu)$

$$f_n, f : (\Omega, \mathfrak{S}) \rightarrow (\mathbb{R}, \mathfrak{B}).$$

Dann ist $f_n \rightarrow f$ im Maß (in Wahrscheinlichkeit, wenn $(\Omega, \mathfrak{S}, \mu)$ ein Wahrscheinlichkeitsraum ist), wenn

$$\forall \varepsilon > 0 : \lim_{n \rightarrow \infty} \mu(|f_n - f| \geq \varepsilon) = 0.$$

Bemerkung. Diese Konvergenz ist später wichtig in der Statistik. Dies ist auf endlichen Maßräumen die schwächste Konvergenzart.

Satz 2.3.17. Gilt $f_n \rightarrow f$ im Maß und $f_n \rightarrow g$ im Maß, so folgt

$$f = g \text{ fast überall.}$$

Beweis. Es gilt nun für ein $\varepsilon > 0$

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mu(|f_n - f| \geq \frac{\varepsilon}{2}) = 0$$

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mu(|f_n - g| \geq \frac{\varepsilon}{2}) = 0$$

Also existiert für ein $\delta > 0$ ein $n \in \mathbb{N}$, sodass

$$\mu(|f_n - f| \geq \frac{\varepsilon}{2}) < \delta.$$

Betrachte nun

$$\mu(|f - g| > \varepsilon) = \mu(|f - f_n + f_n - g| > \varepsilon) \leq \mu(|f - f_n| + |f_n - g| > \varepsilon)$$

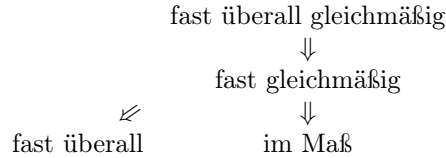
$$\leq \mu(|f_n - f| > \frac{\varepsilon}{2}) + \mu(|f_n - g| > \frac{\varepsilon}{2}) \leq 2\delta$$

und da δ beliebig ist

$$\mu(|f - g| > \varepsilon) = 0 \Rightarrow \mu(|f - g| > 0) = 0,$$

womit $f = g$ fast überall.

Bemerkung.



Definition 2.3.18. Sei $(f_n) \rightarrow f$ eine Folge von fast überall messbaren, fast überall endlichen, rellwertigen Funktionen. Sei f ebenfalls fast überall messbar, fast überall endlich. Wenn

$$\forall \varepsilon > 0 : \mu(|f_n - f| > \varepsilon) \rightarrow 0 \Rightarrow f_n \rightarrow f \text{ im Maß}$$

gilt, dann nennen wir f_n Barock. ??? - nicht sicher ob das stimmt

Lemma 2.3.19. Sei $\mathcal{L}_0 = \{f : (\Omega, \mathfrak{S}) \rightarrow (\mathbb{R}, \mathfrak{B})\}$. Dann ist

$$d(f, g) := \inf\{\varepsilon > 0 : \mu(|f - g| > \varepsilon) < \varepsilon\}$$

eine Pseudometrik auf \mathcal{L}_0 . d heißt Lévy-Metrik.

Beweis. $d(f, f) = 0$, $d(f, g) = d(g, f)$ ist klar. Zu zeigen bleibt also noch die Dreiecksungleichung:

$$\forall f, g, h \in \mathcal{L}_0 : d(f, g) \leq d(f, g) + d(g, h).$$

Für $d(f, g) = \infty$ oder $d(g, h) = \infty$ ist die Behauptung natürlich erfüllt. Seien also die entsprechenden Pseudometriken kleiner ∞ . Dann gilt für ein $\delta > 0$:

$$\begin{aligned}
 \mu(|f - g| > d(f, g) + \frac{\delta}{2}) &\leq d(f, g) + \frac{\delta}{2} \\
 \mu(|g - h| > d(g, h) + \frac{\delta}{2}) &\leq d(g, h) + \frac{\delta}{2}
 \end{aligned}$$

und damit

$$\begin{aligned}
 \mu(|f - h| > d(f, g) + d(g, h) + \delta) &\leq \mu(|f - g| + |g - h| > d(f, g) + d(g, h) + \delta) \\
 &\leq \mu(|f - g| > d(f, g) + \frac{\delta}{2}) + \mu(|g - h| > d(g, h) + \frac{\delta}{2}) \leq d(f, g) + d(g, h) + \delta \\
 &\Rightarrow d(f, g) \leq d(f, g) + d(g, h) + \delta,
 \end{aligned}$$

da $\delta > 0$ beliebig ist.

Bemerkung. Es gilt

$$d(f, g) = 0 \Leftrightarrow f = g \text{ } \mu\text{-fast überall}$$

Mithilfe der Äquivalenzrelation

$$f \sim g \Leftrightarrow f = g \text{ } \mu\text{-fast überall,}$$

zerfällt \mathcal{L}_0 in Äquivalenzklassen. Auf

$$\mathcal{L}_0 = \mathcal{L}_0 / \sim = \{[f]_\sim : f \in \mathcal{L}_0\}, [f]_\sim = \{g \in \mathcal{L}_0 : g \sim f\}$$

ist damit d eine Metrik.

Definition 2.3.20. $(f_n), f_n \in \mathcal{L}_0$ ist eine Cauchyfolge im Maß, wenn

$$\forall \varepsilon > 0 : \lim_{m,n \rightarrow \infty} \mu([|f_n - f_m| > \varepsilon]) = 0,$$

das heißt

$$\forall \delta > 0 \exists n_0 \forall m, n \geq n_0 : \mu([|f_n - f_m| > \varepsilon]) < \delta$$

Im Folgenden arbeiten wir auf den folgenden Satz hin:

Satz 2.3.21. (L_0, d) ist vollständig.

Satz 2.3.22. Sei (f_n) . Es gilt

$$f_n \rightarrow f \text{ im Maß} \Leftrightarrow d(f_n, f) \rightarrow 0.$$

Beweis. Gelte $f_n \rightarrow f$ im Maß., also

$$\begin{aligned} \lim_{n \rightarrow \infty} \mu([|f_n - f| > \varepsilon]) &\rightarrow 0 \\ \Rightarrow \exists n_0 : n \geq n_0 : \mu([|f_n - f| > \varepsilon]) &< \varepsilon \\ \forall n \geq n_0 \Rightarrow d(f_n, f) &\leq \varepsilon \\ \Rightarrow d(f_n, f) &\rightarrow 0. \end{aligned}$$

Gelte $d(f_n, f) \rightarrow 0$. Wähle dann $\varepsilon > 0, \varepsilon > \delta > 0$. Dann

$$\begin{aligned} \exists n_0 \forall n \geq n_0 : d(f_n, f) &< \delta \\ \Rightarrow \mu([|f_n - f| > \delta]) &< \delta \\ \Rightarrow \mu([|f_n - f| > \varepsilon]) &< \delta, \end{aligned}$$

also konvergiert $f_n \rightarrow f$ im Maß.

Satz 2.3.23. Sei (f_n) Cauchyfolge im Maß. Dann existiert eine Teilfolge (f_{n_k}) , die fast gleichmäßig konvergiert.

Beweis. Sei (f_n) eine Cauchyfolge im Maß, also bzgl der Lévy-Metrik. Dann gilt

$$\forall \varepsilon > 0 \exists n_0(\varepsilon) : \forall n, m \geq n_0(\varepsilon) : \mu([|f_n - f_m| > \varepsilon]) < \varepsilon.$$

Wir setzen $n_k = n_0(2^{-k})$, so dass $n_{k+1} > n_k$. Nun gilt

$$\forall n, m \geq n_k : \mu([|f_n - f_m| > 2^{-k}]) \leq 2^{-k}$$

speziell für $n = n_k, m = n_{k+1}$:

$$\mu([|f_n - f_m| > 2^{-k}]) < 2^{-k}$$

Behauptung: (f_{n_k}) konvergiert fast gleichmäßig. Nämlich: Sei $\varepsilon > 0$. Dann

$$\exists k_0 : 2^{-k_0} < \varepsilon.$$

Mit

$$A_\varepsilon := \bigcup_{k > k_0} [|f_{n_k} - f_{n_{k+1}}| > 2^{-k}]$$

folgt

$$\mu(A_\varepsilon^c) \leq \sum_{k > k_0} 2^{-k} = 2^{-k_0} < \varepsilon.$$

Mit $r > l > k_0$ folgt dann für $\omega \in A_\varepsilon$

$$|f_{n_r} - f_{n_l}| \leq |f_{n_r}(\omega) - f_{n_{r-1}}(\omega) + \dots + f_{n_{l+1}}(\omega) - f_{n_l}(\omega)| \leq 2^{-(r-1)} + \dots + 2^{-l} \leq 2 \cdot 2^{-l},$$

also ist f_{n_k} auf A_ε^C eine gleichmäßige Cauchyfolge. Damit

$$\forall \omega \in A_\varepsilon^C : f(\omega) = \lim_{n \rightarrow \infty} f_n(\omega),$$

also konvergiert (f_{n_k}) fast gleichmäßig, da

$$d(f, f_n) \leq d(f_n, f_{n_k}) + d(f_{n_k}, f)$$

Erinnerung: Sei

$$f : \Omega_1 \rightarrow \Omega_2,$$

\mathfrak{S}_2 Sigmaalgebra über Ω_2 , $f^{-1}(\mathfrak{S}_2)$ ist Sigmaalgebra über Ω_1 (und zwar die kleinste Sigmaalgebra, bezüglich der f messbar ist).

Definition 2.3.24. Sei $(f_i)_{i \in I}$ eine Familie von Funktionen $\Omega \rightarrow \Omega_i$, \mathfrak{S}_i Sigmaalgebra über Ω_i . Die von $(f_i)_{i \in I}$ erzeugte Sigmaalgebra $\mathfrak{S}_\sigma((f_i)_{i \in I})$ ist die kleinste Sigmaalgebra, bezüglich der alle f_i messbar sind.

$$\mathfrak{S}_\sigma((f_i)_{i \in I}) = \mathfrak{S}_\sigma(\{f_i^{-1}(B), i \in I, B \in \mathfrak{S}_i\})$$

Bemerkung. Anschaulich: $\{f : \mathfrak{S}_\sigma((f_i)_{i \in I}) \rightarrow (\mathbb{R}, \mathfrak{B})\}$ sind alle Funktionen, die wir aus den Funktionen $(f_i)_{i \in I}$ berechnen können. (kleine Lüge, eigentlich ist es alles, was wir „vernünftig“ aus den Funktionen berechnen können)

Satz 2.3.25. Sei $f : \Omega_1 \rightarrow \Omega_2$, $(\Omega_2, \mathfrak{S}_2)$ ein Messraum. Dann ist

$$g : \Omega_1 \rightarrow \mathbb{R}$$

genau dann bezüglich $f^{-1}(\mathfrak{S}_2)$ messbar (also $g : (\Omega_1, f^{-1}(\mathfrak{S}_2)) \rightarrow (\mathbb{R}, \mathfrak{B})$) wenn es ein $h : (\Omega_2, \mathfrak{S}_2) \rightarrow (\mathbb{R}, \mathfrak{B})$ mit $g = h \circ f$ gibt.

Beweis. \Leftarrow ist klar.

Wir zeigen also \Rightarrow : (Kochrezept für Beweise von Sätzen über messbare Funktionen: Indikatoren \rightarrow Treppenfunktionen \rightarrow messbare Funktion)

Wir unterscheiden also mehrere Fälle:

(1) g ist Indikatorfunktion, also $g = A()$, $A \in f^{-1}(\mathfrak{S}_2)$

$$\Rightarrow \exists B : A = f^{-1}(B)$$

also gilt mit $h := B$

$$g = h \circ f$$

und wegen

$$g(\omega) = 1 \Leftrightarrow \omega \in A \Leftrightarrow f(\omega) \in B \Leftrightarrow h(f(\omega)) = 1$$

sind wir fertig.

(2) g ist Treppenfunktion, also $g = \sum_{i=1}^n a_i A_i$, aus dem vorigen Punkt erhalten wir $A_i() = h_i \circ f$, damit

$$g = \sum_{i=1}^n a_i \cdot h_i \circ f = \left(\sum_{i=1}^n a_i \cdot h_i \right) \circ f$$

die Behauptung.

(3) g ist messbar, also existiert eine Folge g_n von Treppenfunktionen, sodass

$$g_n \rightarrow g,$$

also

$$g_n = h_n \circ f, h_n : (\Omega_2, \mathfrak{S}_2) \rightarrow (\mathbb{R}, \mathfrak{B}).$$

An dieser Stelle wäre es schön, wenn wir $h = \lim h_n$ setzen könnten, das geht aber nicht immer, aber $h = \limsup h_n$ geht. Damit ist die Behauptung bewiesen.

2.4 Messbare Funktionen und Maße

Definition 2.4.1. Seien $(\Omega_1, \mathfrak{S}_1, \mu_1), (\Omega_2, \mathfrak{S}_2, \mu_2)$ Maßräume. Dann heißt $f : \Omega_1 \rightarrow \Omega_2$ *maßtreu*, wenn

$$f : (\Omega_1, \mathfrak{S}_1) \rightarrow (\Omega_2, \mathfrak{S}_2)$$

und

$$\forall B \in \mathfrak{S}_2 : \mu_2(B) = \mu_1(f^{-1}(B)).$$

Satz 2.4.2. Sei $(\Omega_1, \mathfrak{S}_1, \mu_1)$ ein Maßraum und $(\Omega_2, \mathfrak{S}_2)$ ein Messraum. Für eine Funktion

$$f : (\Omega_1, \mathfrak{S}_1) \rightarrow (\Omega_2, \mathfrak{S}_2)$$

kann man ein eindeutig bestimmtes Maß

$$\mu_2(B) = \mu_1(f^{-1}(B))$$

definieren, sodass f eine maßtreue Abbildung wird. μ_2 heißt das von f induzierte Maß.

Beweis. Der Beweis, dass μ_2 ein Maß ist, wird (fast vollständig) dem Leser überlassen. Seien nun B_n disjunkt. Dann ist

$$\mu\left(\bigcup_n B_n\right) = \mu_1(f^{-1}\left(\bigcup_n B_n\right)) = \mu_1\left(\bigcup_n f^{-1}(B_n)\right) = \sum_n \mu_1(f^{-1}(B_n)) = \sum_n \mu_2(B_n).$$

Bemerkung. Ist $(\Omega, \mathfrak{S}, \mathbb{P})$ ein Wahrscheinlichkeitsraum so heißt $X : (\Omega, \mathfrak{S}) \rightarrow (\Omega_2, \mathfrak{S}_2)$,

$$\mathbb{P} \circ X^{-1} = \mathbb{P}_X$$

die Verteilung von X .

2.5 Zufallsvariable und ihre Verteilungen

Definition 2.5.1. Sei $(\Omega, \mathfrak{S}, \mathbb{P})$ ein Wahrscheinlichkeitsraum und

$$X_i : (\Omega, \mathfrak{S}) \rightarrow (\Omega_i, \mathfrak{S}_i), i \in I.$$

Wir nennen $(X_i)_{i \in I}$ *unabhängig*, wenn

$$\forall n \in \mathbb{N} \forall \{i_1, \dots, i_n\} \subseteq I : \mathbb{P}\left(\bigcap_{k=1}^n X_{i_k}^{-1}(A_{i_k})\right) = \prod_{k=1}^n \mathbb{P}(X_{i_k}^{-1}(A_{i_k})), A_{i_k} \in \mathfrak{S}_{i_k}.$$

Bemerkung. Sei $(\Omega, \mathfrak{S}, \mathbb{P})$ ein Wahrscheinlichkeitsraum. $(\mathfrak{S}_i)_{i \in I}$ Teilsigmaalgebra von \mathfrak{S} (d.h. $\mathfrak{S}_i \subseteq \mathfrak{S}$), dann heißen $(\mathfrak{S}_i)_{i \in I}$ *unabhängig*, wenn

$$\forall n \in \mathbb{N}, \forall \{i_1, \dots, i_n\} \subseteq I : \mathbb{P}\left(\bigcap_{k=1}^n A_{i_k}\right) = \prod_{k=1}^n \mathbb{P}(A_{i_k})$$

Bemerkung. Ab jetzt: $\Omega_i = \mathbb{R}$, $\mathfrak{S}_i = \mathfrak{B}$.

2.5.1 Diskrete Verteilungen

Definition 2.5.2 (Alternativ- oder Bernoulliverteilung). Sei X eine Indikatorfunktion $X = A()$, $A \in \mathfrak{S}$.

$$\mathbb{P}_X(\{1\}) = \mathbb{P}(A), \mathbb{P}_X(\{0\}) = 1 - \mathbb{P}(A)$$

mit $0 \leq p \leq 1$ heißt *Alternativ- oder Bernoulliverteilung*. $p = \frac{1}{2}$ werden wir dann als *Münzwurf* bezeichnen.

Definition 2.5.3 (Diskrete Gleichverteilung: (Laplacescher Wahrscheinlichkeitsraum)).

$$\mathbb{P}(X = x) = \frac{1}{b - a + 1}, x = a, a + 1, \dots, b; a, b \in \mathbb{Z}$$

Definition 2.5.4 (Binomialverteilung). Seien A_1, \dots, A_n unabhängig $\mathbb{P}(A) = p$.

$$X = \text{Anzahl der Ereignisse, die eintreten} \in \{0, \dots, n\}$$

Beispiel 2.5.1. Binomialverteilung:

$$\mathbb{P}(X = n) = \mathbb{P}(A_1 \cap \dots \cap A_n) = \mathbb{P}(A_1) \cdots \mathbb{P}(A_n) = p^n$$

$$\mathbb{P}(X = 0) = \mathbb{P}(A_1^c \cap \dots \cap A_n^c) = (1 - p)^n$$

Alles weitere ist etwas komplizierter:

$$\begin{aligned} \mathbb{P}(X = 1) &= \mathbb{P}((A_1 \cap A_2^c \cap \dots \cap A_n^c) \cup (A_1^c \cap A_2 \cap \dots) \cup \dots \cup (A_1^c \cap \dots \cap A_{n-1}^c \cap A_n)) = \\ &= n \cdot p^1 \cdot (1 - p)^{n-1}. \end{aligned}$$

Der allgemeine Fall sieht dann wie folgt aus:

$$\mathbb{P}(X = k) = \binom{n}{k} p^k (1 - p)^{n-k}, k = 0, \dots, n$$

mit der Konvention $\binom{n}{k} = 0$, wenn $k < 0$ oder $k > n$. Diese Verteilung heißt Binomialverteilung $B(n, p)$.

Definition 2.5.5 (Poisson-Verteilung). $\mathbb{P}(X = n) = \frac{\lambda^n e^{-\lambda}}{n!}, n = 0, 1, \dots; \lambda > 0$. Dies ist der Grenzfall der Binomialverteilungen für $np \rightarrow \lambda$ für $n \rightarrow \infty$ (vgl. Übung.)

Definition 2.5.6 (Geometrische Verteilung).

$$G(p) : \mathbb{P}(X = n) = p(1 - p)^n, n \geq 0$$

$$\tilde{G}(p), \mathbb{P}(X = n) = p(1 - p)^{n-1}, n \geq 1$$

Definition 2.5.7 (negative Binomialverteilung).

$$NB(\alpha, p) : \mathbb{P}(X = n) = (1 - p)^n p^\alpha \binom{n + \alpha - 1}{n}, n \geq 0$$

Definition 2.5.8 (Hypergeometrische Verteilung). Bsp: Sei eine Urne mit N Kugeln, A schwarze, $N - A$ weiße. Es werden n Kugeln ohne zurücklegen gezogen. Sei

$$X = \text{Anzahl der schwarzen Kugeln unter den gezogenen}$$

Dann ist

$$\begin{aligned} H(N, A, n) : \mathbb{P}(X = x) &= \frac{\binom{A}{x} \binom{N-A}{n-x}}{\binom{N}{n}} \\ &= \binom{n}{x} \frac{A \cdot (A-1) \cdots (A-x+1) \cdot (N-A) \cdots (N-A-n+x+1)}{N \cdots (N-n+1)} \end{aligned}$$

2.5.2 Stetige Verteilungen

Definition 2.5.9 (Stetige Gleichverteilung).

$$\mathbb{P}(A) = \frac{\lambda(A)}{b-a}, A \subseteq [a, b], A \in \mathfrak{B},$$

$$F_X(x) = \begin{cases} 0 : & x < a \\ \frac{x-a}{b-a} : & a \leq x < b \\ 1 : & x \geq b \end{cases} = \int_{-\infty}^x f_x(u) du,$$

$$f_x(x) = \begin{cases} \frac{1}{b-a} : & a \leq x \leq b \\ 0 : & \text{sonst} \end{cases}$$

Definition 2.5.10 (Normalverteilung).

$$F_X(x) = \Phi\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)$$

$$\mathbb{P}_X = \mathbb{P} \circ X^{-1}$$

$$\Phi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^x e^{-\frac{u^2}{2}} du$$

$$\Rightarrow \Phi\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \int_{-\infty}^x e^{-\frac{(u-\mu)^2}{2\sigma^2}} du$$

Definition 2.5.11. Ist die Verteilungsfunktion F_X differenzierbar, so heit $f_X = F'_X$ die Dichte (-funktion) von X . Es gilt hierbei

$$f \text{ ist Dichte} \Leftrightarrow f \geq 0, \int_{-\infty}^{\infty} f(x) dx = 1.$$

Definition 2.5.12 (Exponentialverteilung $E(\lambda)$).

$$f(x) = \lambda e^{-\lambda x}, x \geq 0$$

bzw

$$F(x) = (1 - e^{-\lambda x}), x \geq 0.$$

Definition 2.5.13 (Gammaverteilung).

$$f(x) = \frac{x^{\alpha-1} \lambda^{\alpha}}{\Gamma(\alpha)} e^{-\lambda x}, x \geq 0, \alpha \geq 0, \lambda > 0$$

$$\Gamma(\alpha) = \int_0^{\infty} x^{\alpha-1} e^{-x} dx$$

wobei

$$\Gamma(\alpha + 1) = \alpha \Gamma(\alpha)$$

und

$$\forall n \in \mathbb{N} : \Gamma(n) = (n-1)!$$

gilt.

Definition 2.5.14 (Betaverteilung 1. Art, $B_1(\alpha, \beta)$).

$$f(x) = \frac{1}{B(\alpha, \beta)} x^{\alpha-1} (1-x)^{\beta-1}, 0 \leq x \leq 1$$

$$B(\alpha, \beta) = \int_0^1 x^{\alpha-1} (1-x)^{\beta-1} dx = \frac{\Gamma(\alpha) \Gamma(\beta)}{\Gamma(\alpha + \beta)}$$

Definition 2.5.15 (Betaverteilung 2. Art, $B_2(\alpha, \beta)$).

$$f(x) = \frac{1}{B(\alpha, \beta)} \cdot \frac{x^{\alpha-1}}{(1+x)^{\alpha+\beta}}, x \geq 0.$$

Definition 2.5.16 (Chiquadratverteilung mit n Freiheitsgraden).

$$\Gamma\left(\frac{n}{2}, \frac{1}{2}\right) = \chi^2 n,$$

ist für uns derzeit nicht besonders wichtig, aber in der Statistik schon.

Definition 2.5.17. Sei X eine Zufallsvariable. Dann bedeutet $X \sim F$, dass X die Verteilung F besitzt.

Beispiel 2.5.2. Sei X eine Zufallsvariable mit stetiger und streng monotoner Verteilungsfunktion F_X . Sei

$$Y = F_X(X)$$

die Verteilung von Y . Da F_X stetig und streng monoton steigend ist, existiert eine Umkehrfunktion F_X^{-1} . Damit ist

$$F_Y(y) = \mathbb{P}(Y \leq y) = \mathbb{P}(F_X(X) \leq y) = \mathbb{P}(X \leq F_X^{-1}(y)) = F(F_X^{-1}(y)) = y.$$

Damit hat Y die Verteilungsfunktion $F(Y) \sim U(0, 1)$. Setzt man also eine Zufallsvariable in ihre Verteilungsfunktion ein, so erhält man eine Gleichverteilung.

Sei umgekehrt U auf $[0, 1]$ gleichverteilt, dann ist $F^{-1}(U) \sim F$. (Beweis übergangen)

Definition 2.5.18 (Verallgemeinerte Inverse). Die Verallgemeinerte Inverse einer Verteilungsfunktion F ist

$$F^{-1}(y) = \inf\{x : F(x) \geq y\}.$$

Damit folgt

$$x < F^{-1}(y) \Rightarrow F(x) < y.$$

Satz 2.5.19. Sei $U \sim U[0, 1]$ und F eine Verteilungsfunktion. Dann ist

$$F^{-1}(U) \sim F.$$

Beweis. Es gilt

$$F^{-1}(U) \leq x \Leftrightarrow U \leq F(x),$$

damit ist

$$\begin{aligned} [F^{-1}(U) \leq x] &= [U \leq F(x)] \\ \Rightarrow \mathbb{P}(F^{-1}(U) \leq x) &= \mathbb{P}(U \leq F(x)) = F(x), \end{aligned}$$

und damit sind wir fertig.

Satz 2.5.20. Sei F stetig und $X \sim F$. Dann gilt

$$F(X) \sim U(0, 1).$$

Beweis. Es gilt:

$$\mathbb{P}(F(X) < y) = \mathbb{P}(Y < F(y)) = F(F^{-1}(y) - 0) \stackrel{\text{stetig}}{=} F(F^{-1}(y)) \stackrel{\text{stetig}}{=} y$$

2.6 Das Integral

Anschaulich: Beim Lebesgue Integral wird im Gegensatz zum Riemann-Integral der Grenzwert nicht über vertikale, sondern über horizontale „Scheiben“ gebildet.

Definition 2.6.1. Sei

$$f : (\Omega, \mathfrak{S}) \rightarrow (\mathbb{R}_0^+, \mathfrak{B})$$

in einem Maßraum $(\Omega, \mathfrak{S}, \mu)$. Dann definieren wir das Lebesgue-Integral als

$$\int f d\mu = \int_0^\infty \mu([f > y]) dy,$$

also als uneigentliches Riemann-Integral, wobei wir das Integral gleich ∞ setzen, falls es ein y gibt, sodass $\mu([f > y]) = \infty$.

Definition 2.6.2 (Allgemeiner). Für

$$f : (\Omega, \mathfrak{S}) \rightarrow (\mathbb{R}, \mathfrak{B})$$

definieren wir

$$f_+ := \max(f, 0)$$

$$f_- := \max(-f, 0).$$

Dann gilt

$$f = f_+ - f_-$$

und wir können

$$\int f d\mu = \int f_+ d\mu - \int f_- d\mu$$

schreiben, falls der Ausdruck definiert ist, also nicht „ $\infty - \infty$ “ ist. Andernfalls sagen wir, dass $\int f d\mu$ nicht existiert. Existiert $\int f d\mu$, so nennen wir f integrierbar, falls

$$\int f d\mu < \infty.$$

Definition 2.6.3. Sei

$$\mathfrak{L}_1(\Omega, \mathfrak{S}, \mu) := \left\{ f : \left| \int f d\mu \right| < \infty \right\},$$

also die Menge der integrierbaren Funktionen.

Bemerkung (Notation). Man kann auch

$$\int f d\mu = \int f(x) d\mu(x) = \int f(x) \mu(dx)$$

schreiben. Wissen wir, von welchem Maß die Rede ist, so schreibt man auch einfach

$$\int f.$$

Außerdem schreibt man für eine messbare Menge $A \in \mathfrak{S}$

$$\int_A f = \int A() \cdot f,$$

also das bestimmte Integral.

Satz 2.6.4.

(1) Sei $f \geq 0$. Dann gilt

$$\int f \geq 0,$$

wobei

$$\int f = 0 \Leftrightarrow f = 0\mu - \text{fast überall}$$

gilt.

(2) Sei $f \leq g$, so folgt

$$\int f \leq \int g.$$

(3) Sei $c \geq 0$, dann gilt

$$\int cf = c \int f.$$

(4) Seien f, g . Dann gilt

$$\int (f + g) = \int f + \int g.$$

(5) Satz von der monotonen Konvergenz, Satz von Beppo-Levi:

Sei $f_n \uparrow f$. Dann folgt

$$\int f_n \uparrow \int f$$

(6) Sei $f = \sum_{i=1}^n a_i A_i()$, $a_i \geq 0$, $A_i \in \mathfrak{S}$ disjunkt, also eine Treppenfunktion. Dann gilt

$$\int f d\mu = \sum_{i=1}^n a_i \mu(A_i)$$

(7) Gilt $f = g$ μ -fast überall, so folgt

$$\int f = \int g$$

(8)

$$\mu(A) := \int_A f = \int A()f$$

ist ein Maß.

Beweis. (1)-(3) kann man elementar durch Übergang zum Riemann-Integral zeigen. (4) ist mühsam, daher schieben wir diesen Punkt auf. (8) ist klar, da $\mu([f \geq y]) = \mu([g \geq y])$.

(6) Es gilt

$$\int f = \int_0^\infty \mu([f > y]) dy.$$

wobei

$$[f > y] = \bigcup_{a_i > y} A_i$$

und damit

$$\mu([f > y]) = \sum_{i: a_i > y} \mu(A_i) = \sum_{i=1}^n [y < a_i] \cdot \mu(A_i)$$

$$\Rightarrow \int f = \int_0^\infty \sum_{i=1}^n [y < a_i] \mu(A_i) dy = \sum_{i=1}^n \mu(A_i) \int_0^\infty [y < a_i] dy = \sum_{i=1}^n \mu(A_i) \int_0^{a_i} dy = \sum_{i=1}^n \mu(A_i) \cdot a_i$$

□.

(5) Sei f_n mit $f_n \leq f_{n+1}$, damit folgt also nach (2)

$$\int f_n \leq \int f_{n+1} \Rightarrow \exists I = \lim \int f_n,$$

womit

$$f_n \leq f : \int f_n \leq \int f \Rightarrow I \leq \int f$$

und

$$\int f = \int_0^\infty \mu([f > y]) dy = \lim_{a \rightarrow 0, b \rightarrow \infty} \int_a^b \mu([f > y]) dy.$$

Wir wählen nun $M < \int f$, also

$$\exists 0 < t_0 < t_1 < \dots < t_N < \infty : \sum_{i=1}^n (t_i - t_{i-1}) \cdot \mu([f > t_i]).$$

Betrachte

$$[f_n > t_i] \uparrow [f > t] \Rightarrow \mu([f_n > t_i]) \rightarrow \mu([f > t_i]) \Rightarrow \lim \int f_n > M \Rightarrow \lim_{n \rightarrow \infty} \int f_n \geq \int f$$

□.

Anmerkung: Ist f_n Treppenfunktion mit $f_n \uparrow f$, dann ist

$$\int f = \lim_{n \rightarrow \infty} \int f_n,$$

dies wird häufig als Definition des Integrals verwendet. Alternativ wird manchmal auch

$$\int f = \sup \left\{ \int g : g \leq f, g \text{ Treppenfunktion} \right\}$$

verwendet. Wir erhalten somit ein „Kochrezept“, um Sätze über Integrale zu beweisen:

(Indikatorfunktion \rightarrow) Treppenfunktionen \rightarrow nichtnegative messbare Funktion \rightarrow messbare Funktion

(4) Seien f, g Treppenfunktionen,

$$f = \sum_{i=1}^n a_i A_i() \quad g = \sum_{j=1}^m b_j B_j() \quad \sum A_i = \sum B_j = \Omega.$$

Dann ist

$$\begin{aligned} f + g &= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m (a_i + b_j) \cdot (A_i \cap B_j)() \\ \Rightarrow \int f + g &= \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m (a_i + b_j) \mu(A_i \cap B_j) = \sum_{i=1}^n a_i \sum_{j=1}^m \mu(A_i \cap B_j) + \sum_{j=1}^m b_j \sum_{i=1}^n \mu(A_i \cap B_j) = \int f + \int g, \end{aligned}$$

wir haben die Behauptung also für Treppenfunktionen. Seien also f, g messbar und f_n, g_n Treppenfunktionen,

$$f_n \uparrow f \quad g_n \uparrow g,$$

dann ist

$$f_n + g_n \uparrow f + g,$$

also

$$\int (f + g) = \lim_{n \rightarrow \infty} \int (f_n + g_n) = \lim_{n \rightarrow \infty} \int f_n + \lim_{n \rightarrow \infty} \int g_n = \int f + \int g$$

□.

(8) \mathbb{Z} : sigmaadditiv:

Sei

$$A = \sum_{n \in \mathbb{N}} A_n,$$

also

$$A() = \sum_{n \in \mathbb{N}} A_n().$$

Damit ist

$$\int_A f = \int A()f = \sum_{n \in \mathbb{N}} \int A_n()f = \lim_{N \rightarrow \infty} \left(\sum_{n=1}^N \int A_n()f \right) = \lim_{N \rightarrow \infty} \sum_{n=1}^N \int A_n()f = \sum_{n=1}^{\infty} \int A_n()f.$$

□.

Satz 2.6.5. Für eine messbare Funktion f gilt nun

(1) $f = g$ μ -fast überall, dann folgt

$$\int f = \int g$$

(2)

$$\int cf = c \int f$$

(3)

$$\int f + g = \int f + \int g$$

(4)

$$\sigma(A) = \int_A f d\mu$$

ist sigmaadditiv.

Beweis. Generell gilt

$$\int f = \int f_+ - \int f_-$$

(1) ist klar

(2) ist $c > 0$ so ist

$$(cf)_+ = cf_+, (cf)_- = cf_-,$$

für $c < 0$

$$(cf)_+ = -cf_-, (cf)_- = -cf_+,$$

für $c = 0$ ist die Behauptung klar.

□.

Wir nehmen oBdA an, dass

$$\int f_- < \infty \quad \int g_- < \infty.$$

Nun ist

$$(f+g)_- \leq f_- + g_- \Rightarrow \int (f+g)_- < \infty,$$

ist also die rechte Seite definiert, so auch die linke. Dann ist

$$\begin{aligned} f+g &= (f+g)_+ - (f+g)_- = f_+ - f_- - g_+ - g_- \\ &\Rightarrow (f+g)_+ + f_- + g_- = (f+g)_- + f_+ + g_+ \\ &\Rightarrow \int (f+g)_+ - \int f_- + \int g_- = \int (f+g)_- + \int f_+ + \int g_+ \\ &\Rightarrow \int (f+g) = \int (f+g)_+ - \int (f+g)_- = \int f_+ - \int f_- + \int g_+ - \int g_- \end{aligned}$$

□.

$$\sigma(A) = \int_A f d\mu = \int_A f_+ - \int_A f_-$$

und damit

$$\sigma\left(\sum A_n\right) = \sigma_+\left(\sum A_n\right) - \sigma_-\left(\sum A_n\right) = \sum \sigma_+(A_n) - \sum \sigma_-(A_n) = \sum \sigma(A_n),$$

da die Integrale existieren müssen.

□.

Satz 2.6.6. *Sei f fast überall messbar. Dann kann man f erweitern:*

$$\exists \tilde{f} \text{ messbar} : f = \tilde{f} \quad \mu\text{-fast überall}$$

Beweis. ?? - nicht mitgekommen...

Bemerkung. Für komplexe Funktionen

$$f : (\Omega, \mathfrak{S}) \rightarrow (\mathbb{C}, \mathfrak{B}(\mathbb{C})),$$

wobei $\mathfrak{B}(\mathbb{C})$ zweidimensionale Borelmengen sind, können wir schreiben

$$f = f_1 + i f_2,$$

womit wir

$$\int f = \int f_1 + i \int f_2$$

erhalten. Die obigen Sätze gelten somit auch für komplexe Funktionen/Konstanten.

Satz 2.6.7. Es gilt für reelle Funktionen f :

$$\left| \int f d\mu \right| \leq \int |f| d\mu.$$

Beweis.

$$\left| \int f d\mu \right| = \left| \int f_+ - \int f_- \right| \leq \int f_+ + \int f_- = \int |f|$$

Bemerkung. Dies gilt auch für $f : (\Omega, \mathfrak{G}) \rightarrow (\mathbb{C}, \mathfrak{B}(\mathbb{C}))$.

Definition 2.6.8. Der Erwartungswert von X ist

$$\mathbb{E} = \int X d\mathbb{P}.$$

Satz 2.6.9. Seien X, Y unabhängig mit endlichen Integralen. Dann gilt

$$\mathbb{E}(XY) = \mathbb{E}(X)\mathbb{E}(Y).$$

Beweis. Seien X, Y Treppenfunktionen, $X = \sum_{i=1}^n a_i A_i()$, $Y = \sum_{j=1}^m b_j B_j()$. Nun ist

$$XY = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m a_i b_j (A_i \cap B_j)().$$

Nun gilt

$$\mathbb{P}(X = a_i, Y = b_j) = \mathbb{P}(A_i \cap B_j) = \mathbb{P}(X = a_i) \mathbb{P}(Y = b_j) = \mathbb{P}(A_i) \mathbb{P}(B_j)$$

Damit folgt

$$\int XY = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m a_i b_j \mathbb{P}(A_i \cap B_j) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m a_i b_j \mathbb{P}(A_i) \mathbb{P}(B_j) = \int X \int Y.$$

Seien nun $X, Y \geq 0$ messbar. Dann können wir

$$X = \lim_{n \rightarrow \infty} X_n, \quad X_n := \frac{1}{2^n} \lfloor \min(X, n) \cdot 2^n \rfloor$$

$$\Rightarrow X_n \uparrow X, Y_n \uparrow Y \Rightarrow X_n Y_n \uparrow XY.$$

$$\Rightarrow \int XY = \lim \int X_n Y_n = \lim \int X_n \int Y_n = \int X \int Y.$$

Für den Allgemeinen Fall teilen wir

$$X = X_+ - X_-$$

$$Y = Y_+ - Y_-$$

auf. Damit folgt

$$\int XY = \int (X_+ - X_-)(Y_+ - Y_-) \stackrel{\text{selbst überprüfen}}{=} \int X \int Y$$

Definition 2.6.10. Gilt

$$\int XY = \int X \int Y,$$

dann heißen X und Y unkorreliert.

Satz 2.6.11. Seien $(\Omega_1, \mathfrak{S}_1, \mu)$ und $(\Omega_2, \mathfrak{S}_2)$ ein Maß- und ein Messraum. Seien weiters

$$f : (\Omega_1, \mathfrak{S}_1) \rightarrow (\Omega_2, \mathfrak{S}_2)$$

$$g : (\Omega_2, \mathfrak{S}_2) \rightarrow (\overline{\mathbb{R}}, \mathfrak{B}(\overline{\mathbb{R}})).$$

Dann gilt

$$\int g \circ f d\mu = \int g d\mu_f,$$

wobei (Erinnerung)

$$A \in \mathfrak{S}_2 : \mu_f(A) = \mu \circ f^{-1}(A) = \mu(f^{-1}(A)).$$

Definition 2.6.12. Ist g Indikatorfunktion, so die Behauptung klar. Aufgrund der Linearität des Integrals gilt dann

$$\int A \circ f d\mu = \mu(f^{-1}(A))\mu_f(A).$$

Und damit, wenn $g = \sum_{i=1}^n a_i A_i$

$$\int g \circ f = \int \sum_{i=1}^n a_i A_i \circ f d\mu = \sum_{i=1}^n a_i \int A_i \circ f \upharpoonright \mu = \sum_{i=1}^n \int A_i d\mu_f = \int g d\mu_f$$

und somit für $g \geq 0$, falls

$$\begin{aligned} g_n \uparrow g &\Rightarrow g_n \circ f \uparrow g \circ f \\ &\Rightarrow \int g \circ f d\mu = \lim \int g_n \circ f d\mu = \lim \int g_n d\mu_f = \int g d\mu_f. \end{aligned}$$

Beispiel 2.6.1. Sei $f : [a, b] \rightarrow \mathbb{R}$ stetig. Dann gilt

$$\int_{[a,b]} f d\lambda = \int_a^b f(x) dx.$$

Beweis in der Übung.

Beispiel 2.6.2. Sei $(\Omega, 2^\Omega, \zeta)$ ein Maßraum, ζ das Zählmaß, $\zeta(A) = |A|$. Dann gilt

$$\int f(\omega) d\zeta(\omega) = \sum_{\omega \in \Omega} f(\omega).$$

2.7 Vertauschbarkeit von Integration und Grenzübergang

Der folgende Satz ist schon bekannt:

Satz 2.7.1 (Beppo-Levi, monotone Konvergenz). Sei $f_n \geq 0, f_n$ messbar mit $f_n \uparrow f$. Dann folgt

$$\int f = \lim_{n \rightarrow \infty} \int f_n.$$

wir können ihn allerdings noch wie folgt verbessern:

Satz 2.7.2. Seien f_n fast überall messbar,

$$f_n(\omega) \uparrow \text{ fast überall,}$$

$f_n \geq g$ fast überall für eine Funktion g mit

$$\int g > -\infty,$$

bzw äquivalent dazu, $g \in \mathfrak{L}_1$. Dann gilt

$$\lim \int f_n = \int f.$$

Beweis. Es gilt

$$\begin{aligned} f_n + g_- &\geq 0 \text{ fast überall} \\ \Rightarrow f_n + g_n \uparrow f + g_- &\text{ fast überall} \\ \Rightarrow \int f + g_- &= \lim \int f_n + g_- \\ \Rightarrow \int f + \cancel{\int g_-} &= \lim \int f_n + \cancel{\int g_-} \end{aligned}$$

Lemma 2.7.3 (Fatou). *Sei $f_n \geq g$, $g \in \mathfrak{L}_1$. Dann gilt*

$$\int \liminf f_n \leq \liminf \int f_n.$$

Gilt $f_n \leq g$, $g \in \mathfrak{L}_1$, dann gilt

$$\limsup \int f_n \leq \limsup \int f_n$$

Beweis. Es gilt

$$\liminf f_n = \sup_{n \rightarrow \infty} \underbrace{\inf_{k \geq n} f_k}_{=: h_n}.$$

Nun ist

$$h_n \leq h_{n+1}, h_n \uparrow \liminf f_n.$$

Damit ist

$$\int \liminf f_n = \lim \int h_n = \liminf \int h_n \leq \liminf \int f_n$$

Analog zeigt man die zweite Behauptung.

Satz 2.7.4 (Deckelung, Satz von Lebesgue, Satz von der Konvergenz durch Majorisierung, Satz von der dominierten Konvergenz). *Seien f_n, f fast überall messbar, $f_n \rightarrow f$ entweder fast überall oder im Maß. Gelte weiters $|f_n| \leq g$ fast überall, $g \in \mathfrak{L}_1$. Dann gilt*

$$\lim \int f_n = \int f.$$

Weiters gilt

$$\lim \int |f_n - f| = 0.$$

Beweis. Es ist nichts mehr zu tun, außer für den Fall $f_n \rightarrow f$ fast überall. Wir setzen nun alle „fast überalls“ außer Kraft, indem wir die f_n, f dort gleich 0 setzen. Dann kann man das Lemma von Fatou anwenden.

Die zweite Behauptung folgt dann trivial für fast überall, für Konvergenz im Maß indirekt: Sei $f_n \rightarrow f$ im Maß und wir nehmen an, dass

$$\int f_n \not\rightarrow \int f.$$

Nun existiert eine Teilfolge f_{n_k} mit

$$\left| \int f_{n_k} - \int f \right| > \varepsilon.$$

Nun geht allerdings

$$f_{n_k} \rightarrow f \text{ fast überall,}$$

also der Widerspruch

$$\int f_{n_k} \rightarrow \int f.$$

Bemerkung. Nie wieder ε . (außer gleich unten in der Definition...)

Definition 2.7.5 (Gleichmäßige Integrierbarkeit). Sei $f_n, f \in \mathfrak{L}_1$ heißt *gleichmäßig integrierbar*, wenn es für jedes $\varepsilon > 0$ eine $g_\varepsilon \in \mathfrak{L}_1$ gibt, sodass

$$\forall n \in \mathbb{N} : \int |f_n| \mathbb{I}[|f_n| > g_\varepsilon] < \varepsilon,$$

oder äquivalent

$$\exists h_\varepsilon \in \mathfrak{L}_1, h_\varepsilon \geq 0 : \int (|f_n| - h_\varepsilon)_+ < \varepsilon.$$

Beweis. Die Äquivalenz folgt durch $(x, y \geq 0)$

$$x[x > y] \geq (x - y)_+ \wedge x[x > y] \leq 2(x - \frac{y}{2})_+.$$

Satz 2.7.6. Konvergiert $f_n \rightarrow f$ fast überall oder im Maß und ist f_n gleichmäßig integrierbar, so folgt

$$\int f_n \rightarrow \int f.$$

Beweis. Seien oBdA $f_n \geq 0$. Denn ist dies nicht der Fall, können wir f_n in positiven und negativen Teil zerlegen. Da f_n gleichmäßig integrierbar sind, folgt

$$\Rightarrow \forall \varepsilon \exists g_\varepsilon \in \mathfrak{L}_1, g_\varepsilon \geq 0 : \int (\underbrace{|f_n|}_{=f_n} - g_\varepsilon)_+ \leq \varepsilon.$$

Wir zerlegen nun

$$f_n = \min(f_n, g_\varepsilon) + (f_n - g_\varepsilon)_+.$$

Nun konvergiert $\min(f_n, g_\varepsilon) \rightarrow \min(f, g_\varepsilon)$ und

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \int \min(f_n, g_\varepsilon) = \int \min(f, g_\varepsilon)$$

Wir wissen auch, dass

$$(f_n - g_\varepsilon)_+ \rightarrow (f - g_\varepsilon)_+.$$

Nun gilt:

$$\begin{aligned} \int f_n &= \int \min(f_n, g_\varepsilon) + \int (f_n - g_\varepsilon)_+ \\ \Rightarrow \limsup_{n \rightarrow \infty} \int f_n &= \int \min(f, g_\varepsilon) + \limsup_{n \rightarrow \infty} \int (f_n - g_\varepsilon)_+ \leq \int f + \varepsilon \\ &\Rightarrow \limsup_{n \rightarrow \infty} \int f_n \leq \int f \end{aligned}$$

Und damit

$$\int f = \int \liminf_{n \rightarrow \infty} f_n \leq \liminf_{n \rightarrow \infty} \int f_n$$

Wichtige Beweise für die Prüfung

- monotone class theorem
- Fortsetzungssatz für Maßfunktionen (μ^* ist äußeres Maß $\Rightarrow \mathfrak{M}$ ist Sigmaalgebra $\wedge \mu^*|_{\mathfrak{M}}$ ist Maß)
- F rechtsstetig und nicht-fallend $\Leftrightarrow F$ ist Verteilungsfunktion, d.h.

$$\mu_F([a, b]) = F(b) - F(a).$$

- „Approximationssatz“: Ist $f : (\Omega_1, \mathfrak{S}_1) \rightarrow (\mathbb{R}, \mathfrak{B})$, so existiert eine Folge von Treppenfunktionen (f_n) , so, dass $f_n \rightarrow f$, $|f_n| \leq |f|$.
- Satz von der dominierten Konvergenz
- starkes Gesetz der großen Zahlen
- Zerlegungssatz von Jordan
- Zerlegungssatz von Lebesgue

Nur, was wir noch durchbringen.

Satz 2.7.7 (Umkehrung des vorhergehenden Satzes). *Seien $f_n \geq 0$, $f_n, f \in \mathfrak{L}_1$, $f_n \rightarrow f$, mit*

$$\int f_n \rightarrow \int f,$$

so folgt, dass (f_n) gleichmäßig integrierbar ist.

Beweis. Es gilt

$$\begin{aligned} f_n &= \min(f_n, f) + (f_n - f)_+ \\ \Rightarrow \underbrace{\int f_n}_{\rightarrow \int f} &= \underbrace{\int \min(f_n, f)}_{\rightarrow \int \min(f, f) = \int f} + \int (f_n - f)_+ \\ &\Rightarrow \int (f_n - f)_+ \rightarrow 0, \end{aligned}$$

es existiert also ein $n_0 \in \mathbb{N}$, sodass

$$\forall n > n_0 : \int (f_n - f) < \varepsilon,$$

Nun können wir

$$g_\varepsilon = \max(f_1, \dots, f_n, f)$$

wählen und sind fertig.

Definition 2.7.8. *Sei $X : (\Omega, \mathfrak{S}) \rightarrow (\overline{\mathbb{R}}, \mathfrak{B})$. Ist dann*

$$\mathbb{E}(X^2) < \infty,$$

so heißt $\mathbb{E}(X^2)$ das 2. Moment.

Definition 2.7.9. $\mathbb{E}(X^k)$ heißt das k -te Moment.

Bemerkung. Es gilt

$$\mathbb{E}(|X|) \leq \mathbb{E}(|X| \mathbb{I}(|X| < 1)) + \mathbb{E}(|X| \mathbb{I}(|X| \geq 1)) \leq 1 + \mathbb{E}(X^2 \mathbb{I}(|X| \geq 1)) \leq 1 + \mathbb{E}(X^2)$$

Damit können wir die Varianz \mathbb{V} von X definieren:

Definition 2.7.10. Die Varianz \mathbb{V} von X ist

$$\mathbb{V}(X) = \mathbb{E}(X - \mathbb{E}(X))^2.$$

Satz 2.7.11. *Es gilt*

$$\mathbb{V}(c \cdot X) = c^2 \mathbb{V}(X)$$

$$\mathbb{V}(X + a) = \mathbb{V}(X)$$

Steiner'scher Verschiebungssatz:

$$\mathbb{E}((X - a)^2) = \mathbb{E}(X - \mathbb{E}(X) + \mathbb{E}(X) - a)^2 = \mathbb{V}(X) + 2(\mathbb{E}(X) - a) \cdot \underbrace{\mathbb{E}(X - \mathbb{E}(X))}_{\mathbb{E}(X) - \mathbb{E}(X) = 0} + (\mathbb{E}(X) - a)^2$$

Dies liefert für $a = 0$:

$$\mathbb{V}(X) = \mathbb{E}(X^2) - \mathbb{E}(X)^2.$$

Beweis. klar.

Beispiel 2.7.1 (Gleichverteilung). Sei $U[0, 1]$. Dann ist

$$\mathbb{E}(X) = \int_{[0,1]} x d\lambda(x) = \int_0^1 x dx = \frac{1}{2},$$

$$\Rightarrow \mathbb{E}(X^2) = \int_0^1 x^2 dx = \frac{1}{3}.$$

$$\Rightarrow \mathbb{V}(X) = \frac{1}{12}$$

Definition 2.7.12 (Covarianz). *Die Covarianz ist*

$$\text{Cov}(X, Y) = \mathbb{E}((X - \mathbb{E}(X))(Y - \mathbb{E}(Y))) = \mathbb{E}(XY) - \mathbb{E}(X)\mathbb{E}(Y).$$

Satz 2.7.13. *Es gilt*

$$\begin{aligned} \mathbb{V}(X + Y) &= \mathbb{E}((X + Y - \mathbb{E}(X + Y))^2) \\ &= \mathbb{E}(X - \mathbb{E}(X))^2 + 2\mathbb{E}((X - \mathbb{E}(X))(Y - \mathbb{E}(Y))) + \mathbb{E}((Y - \mathbb{E}(Y))^2) \\ &= \mathbb{V}(X) + \mathbb{V}(Y) + 2\text{Cov}(X, Y) \end{aligned}$$

Satz 2.7.14. *Sind X, Y unabhängig (oder unkorreliert, $\text{Cov}(X, Y) = 0$), dann gilt*

$$\mathbb{V}(X + Y) = \mathbb{V}(X) + \mathbb{V}(Y)$$

Satz 2.7.15 (Ungleichung von Markov). *Seien $(\Omega, \mathfrak{S}, \mu)$, $c > 0$ und*

$$f : \Omega \rightarrow \mathbb{R}_0^+.$$

Dann ist

$$\mu([f \geq c]) \leq \frac{1}{c} \int f d\mu$$

Beweis. Sei

$$g : \Omega \rightarrow \mathbb{R}, \omega \mapsto g(\omega) := \begin{cases} c : & f(\omega) \geq c \\ 0 : & \text{sonst} \end{cases}.$$

Jetzt gilt

$$\begin{aligned} g &\leq f \Rightarrow \int g \leq \int f \\ \Rightarrow \int g &= c \cdot \mu([f \geq c]). \end{aligned}$$

Satz 2.7.16 (Ungleichung von Chebychev). Sei $(\Omega, \mathfrak{G}, \mathbb{P})$ ein Wahrscheinlichkeitsraum, X eine Zufallsvariable, $\mathbb{V}(X) < \infty$, $c > 0$. Dann gilt

$$\mathbb{P}(|X - \mathbb{E}(X)| > c) \leq \frac{\mathbb{V}(X)}{c^2}.$$

Beweis. trivial?

Satz 2.7.17 (Schwaches Gesetz der großen Zahlen). Seien (X_n) unkorreliert, $\mathbb{E}(X_n) = m$, $\mathbb{V}(X_n) = \sigma^2 < \infty$. Dann gilt mit

$$S_n = X_1 + \dots + X_n, s_0 = 0$$

und

$$\overline{X_n} = \frac{S_n}{n}$$

das folgende:

$$\overline{X_n} \rightarrow m \text{ in Wahrscheinlichkeit.}$$

Beweis. Sei $\epsilon > 0$. Dann soll

$$\begin{aligned} \mathbb{P}(|\overline{X_n} - m| \geq \epsilon) &= \mathbb{P}(|S_n - n \cdot m| \geq n\epsilon) = \mathbb{P}(|S_n - \mathbb{E}(S_n)| \geq n \cdot \epsilon) \\ &\leq \frac{\mathbb{V}(S_n)}{(n \cdot \epsilon)^2} = \frac{n\sigma^2}{n^2\epsilon^2} = \frac{\sigma^2}{n\epsilon^2} \rightarrow 0 \end{aligned}$$

2.8 Starke Grenzwertsätze (Konvergenz fast sicher)

Bemerkung. Konvergenz in Wahrscheinlichkeit: Wir müssen $\mathbb{P}(|\overline{X_n} - \mathbb{E}(x)| \geq \epsilon)$ kontrollieren. Wir wollen nun für die Konvergenz fast sicher

$$\begin{aligned} \mathbb{P}(|\overline{X_n} - \mathbb{E}(x)| \geq \epsilon \text{ für } n \geq n_0) \\ \Rightarrow \mathbb{P}(\sup_{n \geq n_0} |\overline{X_n} - \mathbb{E}(x)| \geq \epsilon) \end{aligned}$$

Abschätzungen erhalten.

Satz 2.8.1 (Maximalungleichungen). Sei X_1, \dots, X_n, \dots eine Folge von Zufallsvariablen, die unabhängig sind. Sei dann wieder $S_0 = 0$, $S_n = X_1 + \dots + X_n$. Nun gilt

1. Ungleichung von Lévy-Ottaviani: $(a, b > (\geq) 0)$

$$\mathbb{P}(\max_{k \leq n} |S_k| \geq a + b) \leq \frac{\mathbb{P}(S_n \geq a)}{1 - \max_{1 \leq i \leq n} \mathbb{P}(|S_n - S_i| \geq b)}$$

2. Ungleichung von Kolmogorov: Sei $\mathbb{E}(X_i) = 0 \forall i = 1, \dots, n$, $\mathbb{V}(X_i) < \infty$, $c > 0$. Dann gilt

$$\mathbb{P}(\max_{k \leq n} |S_k| \geq c) \leq \frac{\mathbb{V}(S_n)}{c^2}$$

Beweis.

1. Lévy-Ottaviani:

Sei $A_k = [|S_i| < a + b, \forall i < k \wedge |S_k| \geq a + b]$. Nun sind A_1, \dots, A_n disjunkt. Nun ist

$$[\max_{k \leq n} |S_k| \geq a + b] = \bigcup_{k=1}^n A_k$$

$$\begin{aligned}
&\Rightarrow \mathbb{P}(\max_{k \leq n} |S_n|) = \sum_{k=1}^n \mathbb{P}(A_k) \\
&\Rightarrow \mathbb{P}(|S_n| \geq a) \geq \mathbb{P}(|S_n| \geq a, \max_{k \leq n} |S_k| \geq a+b) = \mathbb{P}\left(|S_n| \geq a \cap \bigcup_{k=1}^n A_k\right) = \sum_{k=1}^n \mathbb{P}(A_k \cap [|S_n| \geq a]) \\
&\geq \sum_{k=1}^n \mathbb{P}\left(\underbrace{A_k}_{\text{hängt von } X_1, \dots, X_k \text{ ab}} \cap \underbrace{[|S_n - S_k| \leq b]}_{\text{hängt von } X_{k+1}, \dots, X_n \text{ ab}}\right) \\
&\geq \sum_{k=1}^n \mathbb{P}(A_k) \left(1 - \underbrace{\mathbb{P}(|S_n - S_k| \geq b)}_{\leq \max_{i \leq n} \mathbb{P}(|S_n - S_i| \geq b)}\right) \\
&\geq (1 - \max_{i \leq n} \mathbb{P}(|S_n - S_i| \geq b)) \sum_{k=1}^n \mathbb{P}(A_k)
\end{aligned}$$

□.

Kolmogorov:

Es gilt:

$$\mathbb{V}(S_n) = \mathbb{E}(S_n^2) \geq \mathbb{E}(S_n^2 \cdot [\max_{k \leq n} |S_n| \geq c])$$

Sei nun $A_k = [|S_i| < c, \forall i = 1, \dots, k-1]$. Damit:

$$\begin{aligned}
\mathbb{E}(S_n^2 \cdot [\max_{k \leq n} |S_n| \geq c]) &= \mathbb{E}(S_n^2 \cdot \sum_{k=1}^n A_k) = \sum_{k=1}^n \mathbb{E}(S_n^2 A_k) = \sum_{k=1}^n \mathbb{E}((S_k + S_n - S_k)^2 A_k) \\
&= \sum_{k=1}^n \left(\mathbb{E}(S_k^2 \cdot A_k) + \underbrace{2\mathbb{E}(S_k A_k (S_n - S_k))}_{\text{Ereignisse unabhängig}} + \underbrace{\mathbb{E}(A_k (S_n - S_k)^2)}_{\text{nach unten abschätzen}} \right) \\
&\geq c^2 \sum_{k=1}^n \mathbb{P}(A_k) = c^2 \mathbb{P}(\max_{k \leq n} |S_k| \geq c).
\end{aligned}$$

Bemerkung. Nun stellen wir uns die folgende Frage: Wann konvergiert $\sum_{n \in \mathbb{N}} X_n$? Das bedeutet, wann konvergiert $\lim_{n \rightarrow \infty} S_n$.

Hier wie auch in den folgenden Sätzen sind X_n immer unabhängig.

Satz 2.8.2 (Äquivalenzzatz von Lévy). $\sum_{n \in \mathbb{N}} X_n$ konvergiert genau dann fast sicher, wenn sie in Wahrscheinlichkeit konvergiert.

Beweis. Konvergiert die Reihe fast sicher, so konvergiert sie auch in Wahrscheinlichkeit, da wir uns in einem Wahrscheinlichkeitsraum, also einem endlichen Maßraum, befinden und somit den Satz von Egorov anwenden können. Wir betrachten also die andere Richtung:

Konvergiere (S_n) in Wahrscheinlichkeit. Dann ist (S_n) Cauchy-Folge in Wahrscheinlichkeit, d.h.

$$\forall \varepsilon > 0 \forall \delta > 0 \exists n_0 \in \mathbb{N} \forall n, m \geq n_0 : \mathbb{P}(|S_n - S_m| \geq \frac{\varepsilon}{2}) < \delta.$$

Nun gilt

$$\mathbb{P}(\sup_{n \geq n_0} |S_n - S_{n_0}| > \varepsilon) = \mathbb{P}\left(\bigcup_{N \geq n_0} [\max_{n_0 \leq n \leq N} |S_n - S_{n_0}| > \varepsilon]\right)$$

$$= \lim_{N \rightarrow \infty} \mathbb{P}(\max_{n_0 \leq n \leq N} |S_n - S_{n_0}| > \varepsilon) \stackrel{\text{Lévy-Ottaviani}}{\leq} \frac{\mathbb{P}(|S_N - S_{n_0}| \geq \frac{\varepsilon}{2})}{1 - \max_{n_0 \leq n \leq N} \mathbb{P}(|S_N - S_n| \geq \frac{\varepsilon}{2})} \leq \frac{\delta}{1 - \delta}$$

Sei nun $A_n = [\sup_{m \geq n} |S_m - S_n| > \varepsilon]$. Damit ist

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(A_n) = 0$$

wobei natürlich, da A_n fallend ist

$$\begin{aligned} \lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{P}(A_n) &= \mathbb{P}(\bigcup A_n) = \mathbb{P}(|S_m - S_n| > \varepsilon \text{ „unendlich oft“}) = \mathbb{P}(\limsup S_n - \liminf S_n > \varepsilon) \\ &\Rightarrow \mathbb{P}(\limsup S_n \neq \liminf S_n) = 0 \end{aligned}$$

womit S_n fast sicher konvergiert.

Satz 2.8.3 (Dreireihensatz von Kolmogorov). $\sum_{n \in \mathbb{N}}$ konvergiert genau dann, wenn die folgenden 3 Bedingungen erfüllt sind: ($\forall \varepsilon > 0$)

- (1) $\sum_{n \in \mathbb{N}} \mathbb{P}(|X_n| > \varepsilon)$
- (2) $\sum_{n \in \mathbb{N}} \mathbb{E}(X_n \cdot [|X_n| \leq \varepsilon])$
- (3) $\sum_{n \in \mathbb{N}} \mathbb{V}(X_n \cdot [|X_n| \leq \varepsilon])$

Beweis. Zu zeigen: Sind alle $|Y_n| \leq c$, Y_n unabhängig, so ist

$$\sum Y_n \text{ konvergiert} \Leftrightarrow \sum \mathbb{E}(Y_n) \text{ konvergiert} \wedge \sum \mathbb{V}(Y_n) \text{ konvergiert.}$$

Wir zeigen nun nur eine Richtung (von rechts nach links), für die andere fehlt uns noch ein Werkzeug. (siehe Maß 2)

Lemma 2.8.4 (Kronecker). Für eine Folge $(a_n) \geq 0, a_n \uparrow \infty$, sodass $\sum_{n \in \mathbb{N}} \frac{x_n}{a_n}$ konvergiert, folgt

$$\frac{1}{a_n} \sum_{i=1}^n x_i \rightarrow 0.$$

Beweis. Sei

$$s_n = \sum_{k=n}^{\infty} \frac{x_k}{a_n},$$

also $s_n \rightarrow 0$. Nun gilt

$$\begin{aligned} x_n &= (s_n - s_{n+1}) \cdot a_n \\ \Rightarrow \sum_{i=1}^n x_i &= \sum_{i=1}^n a_i (s_i - s_{i+1}) = \sum_{i=1}^n a_i s_i - \sum_{n=2}^{n+1} a_{i-1} s_i = a_1 s_1 - a_n s_{n+1} + \sum_{i=2}^n (a_i - a_{i-1}) s_i \\ &\Rightarrow \left| \sum_{i=1}^n x_i \right| \leq |a_1 s_1| + |a_n s_{n+1}| + \sum_{i=2}^n (a_i - a_{i-1}) |s_i| \\ &= |a_1 s_1| + |a_n s_{n+1}| + \sum_{i=2}^{n_0} (a_i - a_{i-1}) |s_i| + \sum_{i=n_0+1}^n (a_i - a_{i-1}) |s_i| \leq c(\varepsilon) + 2a_n \varepsilon \\ &\Rightarrow \limsup_{n \rightarrow \infty} \left| \frac{1}{a_n} \right| \left| \sum_{i=1}^n x_i \right| \leq 2\varepsilon \end{aligned}$$

Satz 2.8.5 (Cesaro). Gelte $a_n \rightarrow a$. Dann folgt, dass

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n a_i \rightarrow a.$$

Beweis. Ana letztes Semester. (glaub ich)

Satz 2.8.6 (Starkes Gesetz der großen Zahlen).

(1) *Starkes Gesetz von Kolmogorov I:*

Sei (X_n) eine Folge von unabhängigen Zufallsvariablen, $m_n := \mathbb{E}(X_n)$, $\sum_{i=1}^{\infty} \frac{\mathbb{V}(X_n)}{n^2} < \infty$.
Dann gilt mit Wahrscheinlichkeit 1:

$$\bar{X}_n - \bar{m}_n = \sum_{i=1}^n \frac{X_i - \mathbb{E}(X_i)}{n} \rightarrow 0.$$

(2) *Starkes Gesetz von Kolmogorov II:*

Seien (X_n) unabhängig identisch verteilt und integrierbar,

$$\mathbb{E}(X_n) = m \text{ endlich,}$$

so gilt

$$\bar{X}_n \rightarrow m \text{ fast sicher}$$

Beweis.

(1) Gestern haben wir schon gezeigt:

$$Y_n \text{ unabhängig, } \sum_{n \in \mathbb{N}} \mathbb{V}(Y_n) < \infty \Rightarrow \sum_{n \in \mathbb{N}} Y_n \text{ ist konvergent.}$$

Nun müssen wir nur noch geschickt einsetzen:

$$\begin{aligned} \frac{\mathbb{V}(X_n)}{n^2} &= \mathbb{V}\left(\frac{X_n - \mathbb{E}(X_n)}{n}\right) \\ \Rightarrow \sum_{n \in \mathbb{N}} \frac{X_n - \mathbb{E}(X_n)}{n} &\text{ konvergiert.} \end{aligned}$$

Nach dem Kronecker-Lemma für

$$a_n = n, x_n = X_n - \mathbb{E}(X_n),$$

so konvergiert

$$\frac{1}{n} \sum_{n \in \mathbb{N}} (X_n - \mathbb{E}(X_n)) \rightarrow 0,$$

also genau die Behauptung.

(2) Trick: (Konrad \rightarrow abschneiden(winsorize))

Seien

$$Y_n = X_n [|X_n| \leq n].$$

Nun ist

$$\begin{aligned} \mathbb{P}(Y_n \neq X_n) &= \mathbb{P}(|X_n| > n) \\ \Rightarrow \mathbb{P}(Y_n \neq X_n) &= \sum_{n=1}^{\infty} \mathbb{P}(|X_n| > n) = \sum_{n=1}^{\infty} \mathbb{P}(|X_1| > n) \leq \int_0^{\infty} \mathbb{P}(|X_1| > y) dy = \mathbb{E}(|X_n|) < \infty \end{aligned}$$

Nach Borel-Cantelli ist $Y_n \neq X_n$ nur für endlich viele n , womit \overline{X}_n genau dann konvergiert, wenn \overline{Y}_n konvergiert und im konvergenten Fall die Grenzwerte übereinstimmen. Es gilt:

$$\begin{aligned} |\mathbb{E}(X_n) - \mathbb{E}(Y_n)| &= |\mathbb{E}(X_n \cdot [|X_n| > n])| = |\mathbb{E}(X_1 [|X_1| > n])| \leq \mathbb{E}(|X_1| \cdot [|X_1| > n]) \rightarrow 0. \\ &\Rightarrow \lim_{n \rightarrow \infty} \mathbb{E}(Y_n) = \mathbb{E}(X_1). \end{aligned}$$

Nach dem Satz von Cesaro gilt nun

$$\begin{aligned} \sum_{n \in \mathbb{N}} \frac{\mathbb{V}(Y_n)}{n^2} &\leq \sum_{n \in \mathbb{N}} \frac{\mathbb{E}(Y_n^2)}{n^2} = \sum_{n \in \mathbb{N}} \frac{\mathbb{E}(X_n^2 \cdot [|X_n| \leq n])}{n^2} = \sum_{n=1}^{\infty} \int \frac{x^2 \cdot [|x| \leq n]}{n^2} d\mathbb{P}_X(x) \\ &= \int x^2 \sum_{n \in \mathbb{N}} \frac{[|x| \leq n]}{n^2} d\mathbb{P}_X(x) = \int x^2 \sum_{n \geq |x|} \frac{1}{n^2} d\mathbb{P}_X(x). \end{aligned}$$

Nun ist

$$\begin{aligned} \sum_{n=m}^{\infty} \frac{1}{n^2} &\leq \frac{1}{m^2} + \int_m^{\infty} \frac{dx}{x^2} = \frac{1}{m^2} + \frac{1}{m} \int x^2 \sum_{n=1}^{\infty} \frac{[|x| \leq n]}{n^2} d\mathbb{P}_X(x) = \int x^2 \int_{n \geq |x|} \frac{1}{n^2} d\mathbb{P}_X(x) \\ &\leq \int x^2 \left(\frac{1}{x^2} + \frac{1}{|x|} \right) d\mathbb{P}_X(x) = 1 + \mathbb{E}(|X|) < \infty \end{aligned}$$

womit die Behauptung gezeigt ist.

Satz 2.8.7 (Umkehrung des vorigen Satzes). *Seien (X_n) (paarweise) unabhängig und identisch verteilt. Ist nun $\lim_{n \rightarrow \infty} \overline{X}_n$ endlich (mit positiver Wahrscheinlichkeit), so folgt*

$$\mathbb{E}(X_n) \text{ ist endlich.}$$

Ist $\mathbb{E}(|X_n|) = \infty$, so konvergiert \overline{X}_n mit Wahrscheinlichkeit 1 nicht.

Beweis. Ist $\lim \overline{X}_n(\omega)$ endlich ($= a$) so ist

$$\begin{aligned} a &= \lim_{n \rightarrow \infty} \overline{X}_n(\omega) = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{n-1}{n} \overline{X}_{n-1}(\omega) \\ &\Rightarrow 0 = \lim_{n \rightarrow \infty} \left(\overline{X}_n - \frac{n-1}{n} \overline{X}_{n-1} \right) = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{X_n}{n} \\ &\Rightarrow \sum_{n \in \mathbb{N}} \mathbb{P}(|X_n| > n) = \sum_{n \in \mathbb{N}} \mathbb{P}(|X_n| > n) = \infty \end{aligned}$$

also ist mit Wahrscheinlichkeit 1 für unendlich viele n $|X_n| > n$ und somit $\frac{|X_n|}{n} > 1$, womit der Widerspruch folgt.

2.9 Riemann- und Lebesgueintegral

Bemerkung. Wann ist $f : [a, b] \rightarrow \mathbb{R}$ Riemann-integrierbar? Wir wissen aus der Analysis:

(1) f muss beschränkt sein.

(2) Ober-/Untersumme:

$$O_n = \sum_{i=1}^{N_n} (t_{n,i} - t_{n,i-1}) \cdot \sup f([t_{n,i-1}, t_{n,i}])$$

$$U_n = \sum_{i=1}^{N_n} (t_{n,i} - t_{n,i-1}) \cdot \inf f([t_{n,i-1}, t_{n,i}])$$

Wir basteln nun Funktionen

$$N_n = 2^n, t_{n,i} = a + \frac{b-a}{2^n} \cdot i, i = 0, \dots, 2^n$$

$$\bar{f}_n = \sum_{i=1}^{2^n} [t_{n,i-1}, t_{n,i}]() \cdot \sup f([t_{n,i-1}, t_{n,i}])$$

$$\underline{f}_n = \sum_{i=1}^{2^n} [t_{n,i-1}, t_{n,i}]() \cdot \inf f([t_{n,i-1}, t_{n,i}])$$

Nun ist

$$\int \bar{f}_n d\lambda = O_n, \int \underline{f}_n d\lambda = U_n.$$

Außerdem ist \bar{f}_n fallend und \underline{f}_n steigend, also

$$\bar{f}_n \geq \bar{f}_{n+1} \geq f$$

$$\underline{f}_n \leq \underline{f}_{n+1} \leq f.$$

Aus den Sätzen von der monotonen Konvergenz wissen wir, dass

$$\lim_{n \in \mathbb{N}} \bar{f}_n = \bar{f} \text{ und } \lim_{n \in \mathbb{N}} \underline{f}_n = \underline{f}$$

existieren. Außerdem ist

$$\begin{aligned} \int \bar{f} d\lambda &= \lim_{n \in \mathbb{N}} \int \bar{f}_n d\lambda = \lim_{n \in \mathbb{N}} O_n \\ \int \underline{f} d\lambda &= \lim_{n \in \mathbb{N}} \int \underline{f}_n d\lambda = \lim_{n \in \mathbb{N}} U_n. \end{aligned}$$

Damit ist f genau dann Riemann-integrierbar, falls

$$\int \bar{f} d\lambda = \int \underline{f} d\lambda.$$

Es gilt jedenfalls

$$\underline{f} \leq \bar{f}.$$

Damit ist obiges auch äquivalent zu

$$\bar{f} = \underline{f} \quad \lambda - \text{fast überall.}$$

Wann stimmen sie nun überein? Dazu nehmen wir $x \in (a, b]$. Ist f stetig in x , so folgt aus der $\varepsilon - \delta$ Definition von Stetigkeit, dass $\lim_{n \in \mathbb{N}} \bar{f}_n(x) = \lim_{n \in \mathbb{N}} \underline{f}_n(x)$. Da die Endpunkte der Intervalle abzählbar sind, haben sie Lebesgue-Maß 0. Damit erhalten wir insgesamt den folgenden Satz:

Satz 2.9.1. *Eine Funktion f ist im Intervall $[a, b]$ genau dann Riemann-integrierbar, falls die Menge $\mathcal{D}f$ der Unstetigkeitsstellen Lebesguemaß 0 hat,*

$$f \text{ Riemann-integrierbar} \Leftrightarrow \lambda(\mathcal{D}f) = 0.$$

In diesem Fall gilt

$$\int_a^b f(x) dx = \int_{[a, b]} f d\lambda.$$

Definition 2.9.2 (Stieltjes-Integral). *Das Integral*

$$\int f dF$$

wird als (Riemann-)Stieltjes-Integral bezeichnet, dabei ist

$$\int f dF = \lim_{n \rightarrow \infty} \sum_{i=1}^n (F(t_{n,i}) - F(t_{n,i-1})) \cdot f(x_{n,i}).$$

Beispiel 2.9.1. Wir betrachten

$$\int_0^\infty \frac{1}{x} \sin(x) dx.$$

Dieses konvergiert nicht absolut, und es gilt

$$\int_0^\infty \frac{1}{x} \sin(x) dx \neq \int_{[0,\infty[} \frac{1}{x} \sin(x) d\lambda(x).$$

Wir können uns allerdings durch Grenzwertbildung retten:

$$\int_0^\infty \frac{1}{x} \sin(x) dx = \lim_{M \rightarrow \infty} \int_{[0,M]} \frac{1}{x} \sin(x) d\lambda(x)$$

Kapitel 3

Signierte Maße

Definition 3.0.1. Sei μ eine Mengenfunktion auf einer Sigmaalgebra \mathfrak{S} . μ heißt signiertes Maß, falls

$$\mu : \mathfrak{S} \rightarrow \overline{\mathbb{R}} \text{ und } \mu \text{ sigmaadditiv.}$$

Bemerkung. Für die Sigmaadditivität verlangen wir, dass für disjunkte (A_n)

$$\mu\left(\bigcup_{n \in \mathbb{N}} A_n\right) = \sum_{n \in \mathbb{N}} \mu(A_n)$$

die rechte Seite definiert sein muss, also unbedingt konvergiert. Außerdem muss für $A, B \in \mathfrak{S}$

$$A \cap B = \emptyset \Rightarrow \mu(A \cup B) = \mu(A) + \mu(B).$$

Somit dürfen nicht $-\infty$ und ∞ beide also Funktionswerte auftreten. Nämlich seien $A, B \in \mathfrak{S}$ mit $\mu(A) = +\infty, \mu(B) = -\infty$, dann gilt

$$\mu(B) = \mu(B \setminus A) + \mu(B \cap A)$$

$$\mu(A) = \mu(A \setminus B) + \mu(B \cap A),$$

was einen Widerspruch ergibt. Damit darf nur eine Unendlichkeit als Wert auftreten.

Beispiel 3.0.1. Für beliebiges Maß μ ist

$$\nu(A) = \int_A f d\mu$$

sigmaadditiv, außerdem gilt

$$\int_A f d\mu = \int_A f_+ d\mu - \int_A f_- d\mu,$$

wir können also so ν auch aufteilen in

$$\nu(A) = \nu_+(A) - \nu_-(A),$$

wobei aufgrund der quadriintegrierbarkeit von f eines der beiden Integrale endlich sein muss.

Bemerkung. Man kann jedes signierte Maß als Differenz zweier Maßfunktionen schreiben. Diese Aufteilung ist jedoch nicht eindeutig. Wir können sie jedoch eindeutig machen, indem wir \mathfrak{S} in positive und negative Mengen P, N aufteilen und fordern, dass $\nu_+ = 0$ auf N und $\nu_- = 0$ auf P . Solche Maße heißen singulär. Diese Aufteilung ist das Ziel der nächsten Absätze.

Definition 3.0.2. Eine Menge $A \in \mathfrak{S}$ heißt

- positiv, falls

$$\forall B \subseteq A, B \in \mathfrak{S} : \mu(B) \geq 0$$

- negativ, falls

$$\forall B \subseteq A, B \in \mathfrak{S} : \mu(B) \leq 0$$

- Nullmenge, falls

$$\forall B \subseteq A, B \in \mathfrak{S} : \mu(B) = 0$$

Definition 3.0.3. (N, P) heißt Hahn-Zerlegung, falls $N \cap P = \emptyset$, $N \cup P = \Omega$, P positiv, N negativ.

Satz 3.0.4 (Zerlegungssatz von Hahn). Zu jedem signierten Maß gibt es eine Hahn-Zerlegung. Diese ist eindeutig bestimmt bis auf Nullmengen.

Bemerkung. Sind $(P, N), (\tilde{P}, \tilde{N})$ zwei Hahn-Zerlegungen, dann ist $P \Delta \tilde{P}$ eine Nullmenge.

Lemma 3.0.5. Ist $A \in \mathfrak{S}$ und $\mu(\mathfrak{S}) \subseteq]-\infty, \infty]$, so gibt es eine positive Menge $B \subseteq A$ so, dass

$$\mu(B) \geq \mu(A).$$

Beweis. Wir schnitzen alles weg, was nicht wie eine positive Menge aussieht.

$$A_0 = A, n_i = \inf\{n \in \mathbb{N}_0 : \exists B \subseteq A_{i-1}, B \in \mathfrak{S}, \mu(B) < -2^{-n}\}.$$

$$B_i \subseteq A_{i-1}, \mu(B_i) < -2^{-n_i}, A_i = A_{i-1} \setminus B_i.$$

Bilden wir den Durchschnitt aller A_i , so erhalten wir im i -ten Schritt nur noch Mengen, die mindestens Maß -2^{-n} haben, so erhalten wir die gesuchte Menge B .

Lemma 3.0.6. Ist $A \in \mathfrak{S}$ und $\mu(\mathfrak{S}) \subseteq]-\infty, \infty]$, so gibt es eine negative Menge $B \subseteq A$ so, dass

$$\mu(B) \leq \mu(A).$$

Beweis. Wenn $\mu(A) \geq 0$, so ist $B = \emptyset$ die gesuchte Menge. Sei also $\mu(A) < 0$. Ist $C \subseteq A$, so ist $\mu(C) < \infty$. Nun können wir den Beweis analog zu den positiven Mengen führen.

Lemma 3.0.7. Sei $(A_n)_{n \in \mathbb{N}}$ mit $A_n \in \mathfrak{S}$ positiv (bzw. negativ). Dann ist

$$\bigcup_{n \in \mathbb{N}} A_n \text{ positiv (bzw. negativ).}$$

Beweis. Wir setzen $B \subseteq \bigcup_{n \in \mathbb{N}} A_n = \bigcup_{n \in \mathbb{N}} C_n$, wobei

$$C_n := A_n \setminus \bigcup_{i < n} A_i \subseteq A_n \Rightarrow C_n \text{ positiv.}$$

Nun ist

$$\mu(B) = \mu(B \cap \bigcup_{n \in \mathbb{N}} C_n) = \mu(\bigcup_{n \in \mathbb{N}} C_n) = \sum_{n \in \mathbb{N}} \underbrace{\mu(B \cap C_n)}_{\geq 0} \geq 0.$$

Beweis (Hahn-Zerlegung). Folgt aus den obigen Lemmas: Wir setzen:

$$c = \inf\{\mu(A) : A \in \mathfrak{S}, \text{negativ}\}.$$

Wir zeigen: Es gibt eine negative Menge N mit $\mu(N) = c$, also das Infimum ist ein Minimum. Dazu nehmen wir eine Folge $(c_n)_{n \in \mathbb{N}}$, $c_n > c$, $c_n \downarrow c$. Nun gibt es für jedes n eine negative Menge N_n mit

$$\mu(N_n) < c_n.$$

Sei nun

$$N := \bigcup_{n \in \mathbb{N}} N_n.$$

Dies ist nun eine negative Menge. Außerdem können wir schreiben

$$\mu(N) = \mu(N_n) + \underbrace{\mu(N \setminus N_n)}_{\leq 0} \leq \mu(N_n) \leq c_n$$

$$\Rightarrow (\mu(N) \leq \lim_{n \rightarrow \infty} c_n = c \wedge \mu(N) \geq c \text{ (lt. Def. von } c)) \Rightarrow \mu(N) = c \wedge c > -\infty.$$

Behauptung: $P := N^c$ ist positiv. Angenommen P wäre nicht positiv, so

$$\exists A \subseteq P : \mu(A) < 0.$$

$$\Rightarrow \exists B \subseteq A \text{ negativ} \wedge \mu(B) \leq \mu(A) < 0$$

$$\Rightarrow N \cup B \text{ negativ} \wedge \mu(N \cup B) = \mu(N) + \mu(B) = c + \mu(B) < c \quad \text{!}$$

Eindeutigkeit: Seien $(P, N), (\tilde{P}, \tilde{N})$ zwei Hahn-Zerlegungen. Wir wollen zeigen

$$\mu(P \Delta \tilde{P}) = 0.$$

Es gilt

$$P \Delta \tilde{P} = (P \setminus \tilde{P}) \cup (\tilde{P} \setminus P) = \underbrace{(P \cap \tilde{N})}_{\text{Nullmenge}} \cup \underbrace{(\tilde{P} \cap N)}_{\text{Nullmenge}}.$$

Definition 3.0.8 (Jordan-Zerlegung). Sei μ ein signiertes Maß auf einem Messraum (Ω, \mathfrak{S}) , dann heißt (μ_+, μ_-) eine Jordan-Zerlegung, wenn μ_+, μ_- Maße auf demselben Raum, die singulär zu einander sind ($\mu_+ \perp \mu_-$) und

$$\mu = \mu_+ - \mu_-.$$

Satz 3.0.9 (Zerlegungssatz von Jordan). Für jedes signierte Maß μ existiert genau eine Jordan-Zerlegung.

Beweis. Sei (P, N) eine Hahn-Zerlegung, so setzen wir

$$\mu_+(A) = \mu(A \cap P),$$

$$\mu_-(A) = -\mu(A \cap N).$$

Dies sind offensichtlich beides Maße und es gilt klarerweise

$$\mu_+(A) - \mu_-(A) = \mu(A \cap P) + \mu(A \cap N) = \mu(A),$$

da N, P disjunkt sind. Außerdem ist

$$\mu_+(N) = \mu_-(P) = 0.$$

Zu zeigen bleibt also noch die Eindeutigkeit. Sei dazu $(\tilde{\mu}_+, \tilde{\mu}_-)$ eine zweite Jordanzerlegung. Sei dann $\tilde{P}, \tilde{N} := \tilde{P}^c$ mit

$$\tilde{\mu}_+(\tilde{N}) = \tilde{\mu}_-(\tilde{P}) = 0,$$

\tilde{P} positiv, \tilde{N} negativ. Nun gilt

$$\forall A \subseteq \tilde{P} \Rightarrow \mu_-(A) = 0$$

$$\Rightarrow \mu(A) = \tilde{\mu}_+(A) - \tilde{\mu}_-(A) = \tilde{\mu}_+(A) \geq 0.$$

$$\Rightarrow \tilde{\mu}_+(A) = \mu(\tilde{P} \cap A)$$

$$\Rightarrow \tilde{\mu}_-(A) = -\mu(\tilde{N} \cap A).$$

Also:

$$\tilde{\mu}_+(A) = \mu(A \cap \tilde{P}) = \mu(A \cap \tilde{P} \cap P) + \mu(A \cap \tilde{P} \cap N) = \mu(A \cap \tilde{P} \cap P) = \mu_+(A)$$

$$\tilde{\mu}_-(A) = \mu_-(A),$$

also ist die Jordan-Zerlegung eindeutig.

Beispiel 3.0.2. Für welche Zahlen α gibt es ein signiertes Maß μ auf $(\mathbb{N}, 2^{\mathbb{N}})$ mit $\mu(\{n\}) = (-1)^n n^\alpha$?

Nun ist klarerweise

$$P = 2 \odot \mathbb{N}$$

$$N = 2 \odot \mathbb{N} \ominus 1.$$

Damit es so ein μ gibt, muss entweder

$$\sum_{n=1}^{\infty} (2n)^\alpha < \infty \text{ oder } \sum_{n=1}^{\infty} (2n-1)^\alpha < \infty.$$

Dies ist offensichtlich dann der Fall, wenn $\alpha < -1$.

Beispiel 3.0.3. Für welche Zahlen α gibt es auf $([0, 1], \mathfrak{B})$ ein μ mit

$$\mu([0, x]) = x^\alpha \sin\left(\frac{1}{x}\right)?$$

Es gilt

$$\mu([a, x]) = x^\alpha \sin\left(\frac{1}{x}\right) - a^\alpha \sin\left(\frac{1}{a}\right),$$

also:

$$\mu([a, x]) = \int_a^x (u^\alpha \sin(\frac{1}{u}))' du = \int_{[a, x]} (\alpha u^{\alpha-1} \sin(\frac{1}{u}) - u^{\alpha-2} \cos(\frac{1}{u})) d\lambda(x).$$

Wenn ein signiertes Maß existiert, dann ist

$$\mu(A) = \int_A f'(u) du.$$

Damit muss f' integrierbar sein. Damit muss $\alpha > 1$.

Definition 3.0.10. Das Maß μ_+ einer Jordan-Zerlegung heißt die positive Variation, μ_- die negative Variation. $|\mu| = \mu_+ + \mu_-$ heißt die Totalvariation.

Beispiel 3.0.4. Sei μ ein endliches signiertes Maß auf $(\mathbb{R}, \mathfrak{B})$, bzw auf $([a, b], \mathfrak{B})$. Dann ist

$$\begin{aligned} \mu_+, \mu_- \text{ endlich} &\Rightarrow \text{Es gibt Verteilungsfunktionen } F_+, F_- \\ \Rightarrow \mu_+([a, b]) &= F_+(b) - F_+(a) \text{ und } \mu_-([a, b]) = F_-(b) - F_-(a). \\ \Rightarrow \mu([a, b]) &= F(b) - F(a) \text{ für } F = F_+ - F_-. \end{aligned}$$

Es gibt also so etwas wie eine Verteilungsfunktion für das signierte Maß, die wir als Differenz zweier monotoner, nicht fallender Funktionen ist.

Definition 3.0.11. $f : [a, b] \rightarrow \mathbb{R}$ heißt von beschränkter Variation, falls es nichtfallende Funktionen $g, h : [a, b] \rightarrow \mathbb{R}$ gibt mit $f = g - h$.

Definition 3.0.12. Die Totalvariation von f auf a, b

$$V_a^b f = \sup \left\{ \sum_{i=1}^n |f(t_i) - f(t_{i-1})|, n \in \mathbb{N}, a = t_0 < t_1 < \dots < t_n = b \right\}.$$

Satz 3.0.13. Es gilt

$$f = f_1 - f_2 \text{ mit } f_1, f_2 \uparrow \Leftrightarrow V_a^b f < \infty.$$

Beweis. Siehe Übungsaufgabe Analysis. Aber wir machen trotzdem:

„ \Rightarrow “: Wächst f monoton, so sind in der Definition der Variation alle Summen positiv, also gilt

$$V_a^b f = f(b) - f(a).$$

Außerdem

$$V_a^b(f + g) \leq V_a^b f + V_a^b g.$$

Damit

$$V_a^b f \leq V_a^b f_1 + V_a^b f_2 = f_1(b) - f_1(a) + f_2(b) - f_2(a) < \infty.$$

„ \Leftarrow “: Umgekehrt setzen wir $f_1(x) = V_a^x f$. Damit gilt

$$a < x < y : V_a^y f = V_a^x f + V_x^y f.$$

und

$$V_a^b f \geq |f(b) - f(a)|.$$

Nun ist auch $f_2 = V_a^x - f$ monoton nicht fallend:

$$x < y : f_2(y) - f_2(x) = V_a^y f - f(y) = V_a^x f + f(x) - f(y) = V_x^y f - (f(y) - f(x)) \geq |f(y) - f(x)| - (f(y) - f(x)) \geq 0.$$

Bemerkung. Nun ist

$$|\mu|([\tilde{a}, \tilde{b}]) = V_a^b F, \text{ wenn } \mu([\tilde{a}, \tilde{b}]) = F(\tilde{b}) - F(\tilde{a}).$$