

Statistik

Tristan Hörmann

CONTENTS

CHAPTER	EINFÜHRUNG	PAGE
1.1	Geschichtliches	3
1.2	Erste Anwendungen	3
CHAPTER	EMPIRISCHE VERTEILUNGEN	PAGE
2.1	Entstehung der Daten	5
2.2	Merkmale und ihre Eigenschaften	5
2.3	Definition und Notationen	6
2.4	Univariate Darstellung für verschiedene Merkmalsniveaus	7
	Nominalskalierte Merkmale — 7 • Ordinalskalierte Merkmale — 8 • Streuungsmaße — 8 • Intervallskalierte und diskret proportionalskalierte Merkmale — 9	
CHAPTER	EMPIRISCHE BIVARIATE ANALYSEN	PAGE
3.1	Einführung in die Korrelationsanalyse	13
	Kovarianz — 13 • Stichprobenkorrelationskoeffizient — 14	
3.2	Einführung in die Regressionsanalyse	15
	Berechnung des Regressionskoeffizienten — 15 • Rangkorrelationskoeffizient nach Spearman — 16 • Kontingenz für nominale Merkmale — 16	
CHAPTER	WAHRSCHEINLICHKEITSRECHNUNG	PAGE
4.1	Einführung	18
	Zufällige Ereignisse und der Ereignisraum — 18 • Axiome der Wahrscheinlichkeitsrechnung — 19	
4.2	Bedingte Wahrscheinlichkeiten und stochastische Unabhängigkeit	19
	Bedingte Wahrscheinlichkeiten — 19 • Stochastische Unabhängigkeit — 19	
4.3	Additionssatz für disjunkte Ereignisse	20
4.4	Multiplikationssatz für unabhängige Ereignisse	20
4.5	Totale Wahrscheinlichkeit und der Satz von Bayes	21
	Satz der totalen Wahrscheinlichkeit — 21 • Satz von Bayes — 21	
4.6	Kombinatorik als Hilfsmittel zur Berechnung von Wahrscheinlichkeiten	22
	Klassischer Wahrscheinlichkeitsbegriff von Laplace und das Gleichverteilungsmodell — 22 • Statistische Definition der Wahrscheinlichkeit — 22 • Kombinatorik — 22	
CHAPTER	THEORETISCHE VERTEILUNGEN	PAGE
5.1	Zufallsvariablen	24

5.2	Erläuterungen am Beispiel der diskreten Gleichverteilung	25
	Allgemeingültige Rechenregeln zu kumulierten diskreten Wahrscheinlichkeiten — 25	
5.3	Lage- und Streumaße	25
	Erwartungswert — 25 • Varianz — 26 • Standardabweichung — 26	
5.4	Die Hypergeometrische Verteilung	26
5.5	Die Binomialverteilung	27
	Maßzahlen und Verteilungsfunktion — 28 • Gegenereignis — 28	
5.6	Poissonverteilung	28
	Herleitung und Beziehung zur Binomialverteilung — 29 • Wahrscheinlichkeitsfunktion — 29 • Erwartungswert und Varianz — 29 • Poisson-Prozess — 29	

Chapter 1

Einführung

1.1 Geschichtliches

Example 1.1.1

"Wenn ein Mensch stirbt, ist es ein Malheur, bei 100 Toten ist es eine Katastrophe, ab 1000 Toten eine Statistik." - Eichmann

Diese Form von Statistiken als Erbsenzählerei gibt es schon sehr lange. Die ersten geschriebenen Texte verweisen auf Zahlen, Statistiken wurden des Pyramidenbaus angefertigt, die Bibel beschreibt eine Volkszählung.

Man kann sich nur schwer eine Zeit ohne Zahlen vorstellen, es muss sie aber gegeben haben. Dann haben die Leute Sachen eben nicht durchnummeriert, sondern wahrscheinlich Namen gegeben. Statt "es fehlen 2 Tiere" haben sie vermutlich "es fehlen Peter und Paul" gesagt.

Es gibt aber auch eine Definition von Statistik im instrumentalen Sinne: Verfahren, nach denen empirische Zahlen gewonnen, dargestellt, verarbeitet, analysiert und für Schlussfolgerungen, Prognosen und Entscheidungen verwendet werden.

Diese beiden Definitionen sind nacheinander entstanden. Erst hat man Jahrhunderte lang Daten gesammelt, bis irgendwann die Notwendigkeit kam, Verfahren zu entwickeln, um die Übersicht zu erhöhen, ohne allzu viel Information zu verlieren.

Claim 1.1.1 Relevanz von Daten

Ohne Daten machen statistische Analyse und deren Methoden keinen Sinn.

Es gibt drei verschiedene Formen des Wissens oder der Erkenntnisgewinnung: *Wissen durch Wahrnehmen, Wissen durch Logik oder Schlussfolgern und Wissen durch Glauben. Diese Formen des Wissens wirken zusammen und beeinflussen sich wechselseitig beim Erzeugen und Verwenden von Wissen.* Leider ist *Wissen durch Glauben vielleicht die häufigste Form des Wissens.*

Die statistische Analyse selber hat mit den beiden ersten Formen des Wissens zu tun. Sie gibt die Instrumente, Informationen zu überprüfen, um sie nicht einfach glauben zu müssen.

1.2 Erste Anwendungen

Definition 1.2.1: Deskriptive und empirische Statistik

Die Analyse der (Daten-)Vorgänge oder Verteilungen innerhalb der Grundgesamtheit bzw. innerhalb der Stichprobe nennt man **deskriptive** oder **beschreibende** Statistik.

Wird die Verteilung nicht analysiert, sondern **erhoben**, so wird sie **empirisch** genannt.

Für die Grundgesamtheit ist eine ständige Erhebung oft nicht machbar. Deshalb wird versucht, die Verteilung zu modellieren. Also eine Funktion zu definieren, welche die Verteilung möglichst gut beschreibt. Man spricht dann von einer **theoretischen** Verteilung. Ein berühmtes Beispiel wäre die Normalverteilung.

Ist die Grundgesamtheit bekannt und will man im voraus Aussagen über die zu ziehende Stichprobe treffen, spricht man von **deduktiver Statistik**. Dies ist im bekanntesten Fall die Wahrscheinlichkeitsrechnung.

Ist umgekehrt nur die Stichprobe bekannt und will man eine Aussage über die unbekannte Grundgesamtheit treffen, spricht man von **Inferenzstatistik oder deduktiver Statistik**. Weitere Synonyme für diese sind *analytische Statistik* oder *beurteilende Statistik*.

Example 1.2.1 (Beispielhafte Zuordnung von Inferenzstatistik und deskriptiver Statistik)

- *Mitteilung über die Zahl der Schüler, die in einer Klassenarbeit gut oder schlecht abgeschnitten haben:* Deskriptiv.
- *Berechnung eines Stichprobenmittelwertes zur Bezeichnung der zentralen Tendenz in den Daten:* Deskriptiv.
- *Durchführung einer Untersuchung, um den Zusammenhang zwischen Bildungsniveau und Einkommen in der BRD zu bestimmen:* Inferenzstatistik.
- *Angabe zum Durchschnittsgehalt von Beamten in den neuen Bundesländern auf der Basis der gesamten Gehaltsstatistik:* Deskriptiv.
- *Schätzung der durchschnittlichen Regenmenge in 1999 in Hannover:* Inferenzstatistik

Chapter 2

Empirische Verteilungen

Es handelt sich hier überwiegend um die Bearbeitung von größeren gesammelten Datenmengen, wie man sie ordnet, wie man sie darstellt und wie man sie in Tabellen oder gar Kennzahlen zusammen fassen kann. Ganz allgemein entstehen diese Daten durch Stichprobenerhebung oder Befragung. Wie die Erhebung oder Befragung organisier wird, ist Sache von Marktforschungsabteilungen.

Claim 2.0.1 Zusammenhang Datenerhebung und Datenqualität

Man muss sich darüber im Klaren sein, dass die Daten niemals besser sein können, als die Erhebungsmethode, aus welcher sie hervorgingen.

Daraus ergibt sich, dass Marktforscher im Idealfall gute Statistikenntnisse aufweisen. Diese Vorlesung arbeitet jedoch nach dem Leitsatz: *Statistik beginnt erst, wenn die Daten vorliegen!*

2.1 Entstehung der Daten

Man muss sich in diesem Rahmen

1. zuerst darüber im Klaren sein, welche Frage eigentlich beantwortet werden muss. (**Forschungshypothese**)
2. dan Gedanken darüber machen, wie diese Frage beantwortet werden kann. Die Entstehung der **Untersuchungsvariablen**

Um über die Qualität der Operationalisierung bzw der Messung urteilen zu können, müssen Gütekriterien her:

1. **Objektivität:** Merkmalsauswahl bzw deren Auswerten und Interpretation sollte unabhängig vom jeweiligen Forscher erfolgen
2. **Zuverlässigkeit:** Wird die Messung wiederholt, sollten ähnliche Ergebnisse rauskommen
3. **Gültigkeit:** Messfehler sollten so klein wie möglich sein

2.2 Merkmale und ihre Eigenschaften

Die empirische Statistik untersucht die Verteilung von Merkmalen oder Variablen, die nicht vorher durch Theorien bekannt sein können. Die Ergebnisse sind nicht vorhersehbar, da das gemessene unter den Merkmalsträgern variiert.

Merkmale können als **Untersuchungsgegenstand** definiert werden. Es ist eine Eigenschaft, die an einem Untersuchungssubjekt (**Merkmalsträger**) beobachtet wird. Die Merkmale und ihre **Merkmalsausprägungen** werden in der Planung der Untersuchung festgelegt.

Example 2.2.1 (Merkmalsträger und -ausprägung)

Bei einer Umfrage sind die befragten Personen die Merkmalsträger. Die abgefragten Gegenstände (Haarfarbe, Kinderzahl, Alter, Geschlecht) sind die Merkmale. Die Ausprägungen sind entsprechend (blond, schwarz, rot,...) und (0,1,2,...) usw.

Wie man sieht, können sehr verschiedene Eigenschaften gemessen werden. Eine Untersuchung kann nur eine begrenzte Anzahl von Merkmalen aufnehmen und kann demnach nur als vereinfachtes Abbild der Realität fungieren.

Bei dem obigen Beispiel sind die Merkmale bewusst so gewählt worden. Es zeigt, dass die Ausprägungen sehr verschiedener Art sein können. Diese Unterscheidung wird unter dem Begriff **Messniveau** zusammengefasst:

Definition 2.2.1: Messniveaus / Skalierungen

Es wird in unterschiedliche Skalierungen unterteilt:

- **qualitativ** (nicht-metrische Skalierung)
- **quantitativ** (metrische Skalierung)

Die nicht-metrische Skalierung wird wie folgt unterschieden:

- **nominal**: Die Ausprägungen werden lediglich kategorisiert, ohne den Kategorien eine Rangfolge oder einen numerischen Wert zuzuweisen. (Geschlecht, Haarfarbe, etc)
- **ordinal**: Die Ausprägungen haben eine Rangordnung, allerdings ist der Abstand zwischen den Ausprägungen nicht gleichmäßig oder gar unbekannt. (Schulnoten (1, 2, 3, 4, 5, 6), Zufriedenheitsstufen (sehr zufrieden, zufrieden, unzufrieden, sehr unzufrieden) oder sozioökonomischer Status (niedrig, mittel, hoch))

Auf nicht-metrischen Skalen sind arithmetische Operationen nicht sinnvoll und teilweise auch nicht möglich. Die metrische Skalierung wird wie folgt unterschieden:

- **Intervallskala**: Die Ausprägungen haben eine Rangordnung und einen bekannten, gleichmäßigen Abstand. Es gibt jedoch keinen absoluten Nullpunkt. (IQ-Wert, Temperatur in Celsius)
- **Verhältnisskala**: Die Ausprägungen haben eine Rangordnung und einen bekannten, gleichmäßigen Abstand **und** einen absoluten Nullpunkt. Zusätzlich wird hier in **diskret** und **stetig** unterschieden.

Auf metrischen Skalen sind arithmetische Operationen sinnvoll. Ist kein Nullpunkt vorhanden, so sind lediglich Addition und Subtraktion sinnvoll. Ist ein Nullpunkt vorhanden, so können die Operationen um Multiplikation und Division ergänzt werden.

Note:-

Bei Untersuchungen wird man oft feststellen, dass ein diskretes Merkmal, welches sehr viele Ausprägungen (Geldbeträge in Cent) annehmen kann, häufig als stetiges Merkmal behandelt wird. Man spricht bei ihnen von **quasistetigen** Merkmalen. Andererseits werden auch einige stetige Merkmale als diskret erhoben (Lebensdauer).

2.3 Definition und Notationen

Definition 2.3.1: Grundbegriffe

Die Menge aller für die Untersuchung relevanten Merkmalsträger ist die **Grundgesamtheit**. Die Menge der in der Untersuchung betrachteten Merkmalsträger nennt man die **Strichprobe**. Die Gesamtheit aller Daten über Merkmale, Merkmalsträger und Merkmalsausprägungen wird als Beobachtungsdaten oder **Urliste** bezeichnet.

Man spricht immer von n vorhandenen Merkmalsträgern. Es wird ein **Laufindex** j für den j -ten Merk-

malsträger definiert:

$$j = 1, 2, \dots, n-1, n$$

X und Y werden immer die Merkmale allgemein bezeichnen. x_j bezeichnet die Ausprägung von Merkmal X für den j -ten Merkmalsträger.

Eine Datenreihe für ein Merkmal X lautet dann entsprechend:

$$x_1, x_2, \dots, x_{n-1}, x_n$$

2.4 Univariate Darstellung für verschiedene Merkmalsniveaus

2.4.1 Nominalskalierte Merkmale

Nominalskalierte Merkmale lassen sich in einer Häufigkeitstabelle (2.4.1) darstellen und zusammenfassen.

x_i	0	1	2	3	Σ	aufgetretene Ausprägungen
n_i						absolute Häufigkeiten
$p_i = \frac{n_i}{n}$						relative Häufigkeiten
$100p_i$						prozentuale Häufigkeiten
p_i^2						quadrierte rel. Häufigkeiten

Table 2.1: Häufigkeitstabelle nominaler Merkmale

Die Häufigkeitstabelle besteht aus k Klassen bzw Kategorien.

Aus der Tabelle kann man mehrere Sachen ablesen, die man ohnehin schon wusste:

Claim 2.4.1 Summe der absoluten Häufigkeiten

Die absoluten Häufigkeiten, die der Tabelle ihren Namen geben, addieren sich zu n (dem Stichprobenumfang)

$$\sum_{i=1}^k n_i = n$$

Beispiel: 3 Leute, davon 2 blond, einer dunkelhaarig. $2 + 1 = 3$.

Claim 2.4.2 Relative Häufigkeiten aus absoluten Häufigkeiten

Dividiert man die absoluten Häufigkeiten durch n , erhält man die relativen Häufigkeiten. Damit kann man Stichproben mit verschiedenen Umfängen vergleichen. Die relativen Häufigkeiten addieren sich zu 1:

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^k n_i = \sum_{i=1}^k p_i = 1$$

Um eine Idee von der Streuung der Daten zu bekommen, wird ein Maß eingeführt, welches man den **Index of Diversity** nennt:

Definition 2.4.1: Index of Diversity

$$D = 1 - \sum_{i=1}^k p_i^2$$

Der Index of Diversity liegt in einem Wertebereich $0 \leq D < 1$. Ein Wert von 0 bedeutet, dass alle Merkmalsausprägungen identisch sind (keine Vielfalt), während ein Wert nahe 1 auf eine hohe Vielfalt in der Verteilung der Merkmalsausprägungen hindeutet. Es ist ratsam, den Wert D nicht an 1, sondern an $1 - k^{-1}$ zu vergleichen, weil k in den seltensten Fällen unendlich groß sein wird.

2.4.2 Ordinalskalierte Merkmale

Ordinalskalierte Werte sind Werte, die eine klare Hierarchie aufweisen, wobei die Abstände zwischen den Werten nicht gleich interpretiert werden können.

x_i	0	1	2	3	4	Σ	aufgetretene Ausprägungen
n_i							absolute Häufigkeiten
$p_i = \frac{n_i}{n}$							relative Häufigkeiten (Prozentwert)
F_i							kumulierte relative Häufigkeiten

Table 2.2: Häufigkeitstabelle ordinaler Merkmale

Das einzig Neue in dieser Tabelle (2.2) sind die **kumulierten relativen Häufigkeiten** (auch Summenhäufigkeiten). Diese sind vor allem interessant, weil sie Vergleiche zwischen Stichproben unterschiedlicher Umfänge erlauben. Dies ist aufgrund der eindeutigen Ordnung der Werte möglich.

Definition 2.4.2: Kumulierte relative Häufigkeit

$F(x_i)$ stellt den Anteil der Werte dar, die höchstens die Merkmalsausprägung x_i aufweisen.

$$F(x_i) = F_i = A(X \leq x_i) = \sum_{j=1}^i p_j$$

Üblicherweise wird die Summenhäufigkeit als Treppenfunktion dargestellt.

Übliche Kennwerte sind die **Quantile** (oder Prozentpunkte). Die repräsentieren bestimmte Punkte einer Verteilung und teilen eben diese, basierend auf den kumulierten relativen Häufigkeiten, in gleich große Abschnitte ein.

Definition 2.4.3: Quantile

Quantile X_w werden als die erste Merkmalsausprägung definiert, für welche die kumulierte relative Häufigkeit größer gleich w ist.

$$F_i \geq w$$

Dies bedeutet, dass sie den Punkt in der Verteilung angeben, an dem mindestens ein bestimmter Prozentsatz w der Daten erreicht oder überschritten wird.

Claim 2.4.3 Quartile

Zu den wichtigsten Quantilen gehören die Quartile. Sie werden als Q_i mit $i \in \{1, 2, 3\}$ angegeben. Man spricht dann von dem ersten, zweiten oder dritten Quartil. Die Quartile teilen die Rangwertreihe in 4 gleichmäßige Abschnitte auf und trennen bei 25%, 50% und 75%.

Der **Median** ist ein bekanntes Beispiel für ein Quantil. Er ist der Wert, bei dem die kumulierte relative Häufigkeit erstmals 50% erreicht oder überschreitet. Das bedeutet, dass 50% der Daten kleiner oder gleich dem Median sind, während die anderen 50% der Daten größer oder gleich dem Median sind. Der Median ist somit Q_2 und berechnet sich als mittelster Wert der sortierten Liste, wenn die Anzahl der ungerade ist und als Mittelwert der beiden mittleren Werte, wenn die Anzahl gerade ist.

2.4.3 Streuungsmaße

- Die **Spann- oder Streuweite** R (wie Range) ist die Differenz zwischen den Extremwerten:

$$R = x^{max} - x^{min}$$

Die Streuweite wird üblicherweise zusammen mit dem Mittelwert angegeben, weil sie andernfalls nicht mehr aussagekräftig wäre.

- Der **Interquartilsabstand** IQA gibt den Bereich an, der von den mittleren 50% der Werte bedeckt wird.

$$IQA = Q_3 - Q_1$$

- Der **relative Quartilsabstand** berechnet sich aus dem Verhältnis von IQA und R . Je näher diese Zahl an 1 ist, desto gestreuter ist die Verteilung. Je näher diese Zahl an 0 ist, desto konzentrierter ist die Verteilung.

$$IQA_r = \frac{IQA}{R}$$

- Der **mittlere Quartilsabstand** MQA wird als die Hälfte des IQA definiert.

$$MQA = \frac{IQA}{2} = \frac{Q_3 - Q_1}{2}$$

Bei symmetrischen Verteilungen gilt entsprechend mit Med als Median:

$$MQA = \frac{Q_3 - Q_1}{2} = Q_3 - Med$$

2.4.4 Intervallskalierte und diskret proportionalskalierte Merkmale

Auch hier kann man den Median, Index of Diversity und bisher bekanntes berechnen. Neu ist nachfolgend das arithmetische Mittel und die Standardabweichung.

Definition 2.4.4: Arithmetisches Mittel (Durchschnitt)

Für den Durchschnitt, genauer: das arithmetische Mittel, wird die Summe aller Werte der Urliste berechnet und durch die Anzahl der summierten Werte addiert. Mathematisch ausgedrückt:

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_j$$

Falls die Daten nur in Häufigkeitstabellen bzw relativen Häufigkeiten (p_z) mit k Klassen gegeben sind, ändert sich die Formel wie folgt:

$$\begin{aligned} \bar{x} &= \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_j = \frac{1}{n} \sum_{z=1}^k x_z n_z = \sum_{z=1}^k x_z \frac{n_z}{n} \\ &= \sum_{z=1}^k x_z p_z \end{aligned}$$

Claim 2.4.4 Symmetrie

Ist eine Verteilung symmetrisch, so ist der häufigste Wert in der Mitte, der Median auch und der Durchschnitt auch. Deshalb gilt:

$$\bar{x} = \tilde{x} = x_D$$

Wobei \bar{x} der Durchschnitt ist, \tilde{x} der Median und x_D der häufigste Wert ist.

Zu beachten ist außerdem, dass das arithmetische Mittel sehr empfindlich gegenüber Ausreißern in den Daten ist. Eine eigentlich sehr konzentrierte Verteilung mit einzelnen Werten weit ab vom Rest, kann den Durchschnitt erheblich beeinflussen. So wäre der Durchschnitt von $X_1 = \{1, 2, 3, 4, 4, 3, 2, 1\}$ gleich 2.5 ist, während der Durchschnitt von $X_2 = \{1, 2, 3, 4, 4, 3, 2, 25\}$ gleich 5.5 ist. Hieran sieht man deutlich, dass ein solcher Ausreißer den Durchschnitt in seiner Aussagekraft deutlich mindert.

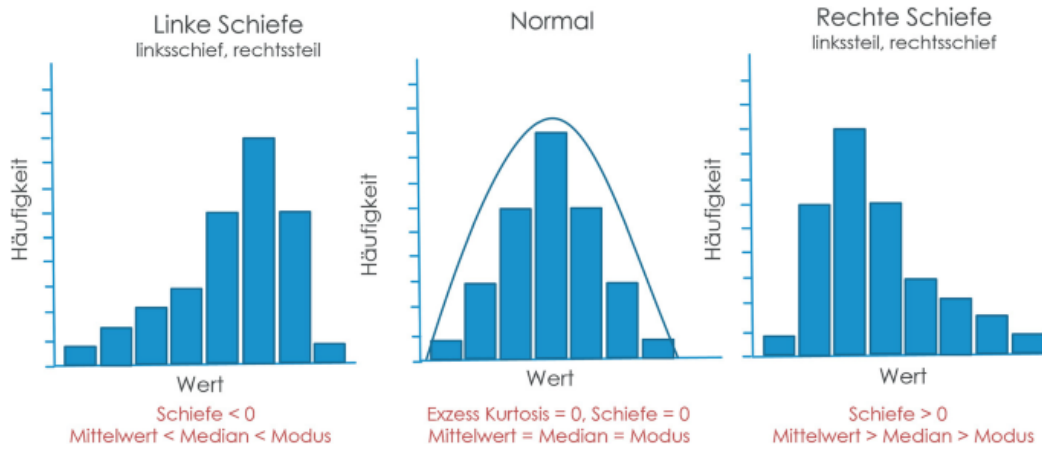


Figure 2.1: Empirische Schiefe (Verteilung)

Claim 2.4.5 Summe der Abweichungen vom arithmetischen Mittel ist immer 0

Gegeben ist eine Urliste von Werten X mit Mächtigkeit n und dem zugehörigen arithmetischen Mittel \bar{x} . Es gilt immer:

$$\sum_{j=1}^n (x_j - \bar{x}) = 0$$

Im gleichen Zuge die **Abweichung vom Durchschnitt** für die j -te Ausprägung wie folgt definiert:

$$x^* = x_j - \bar{x}$$

Verdeutlicht an einem Beispiel mit $X = \{1, 2, 3\}$ und entsprechend $\bar{x} = 2$:

$$\begin{aligned} \text{Abweichung} &= \sum_{j=1}^n (x_j - \bar{x}) = \sum_{j=1}^3 (x_j - 2) \\ &= (1 - 2) + (2 - 2) + (3 - 2) \\ &= -1 + 0 + 1 \\ &= 0 \end{aligned}$$

Weil mit dieser Darstellung der Abweichung vom Durchschnitt nicht gut zu arbeiten ist (und sie maximal Rechenfehler aufzeigen kann). Diese Tatsache zeigt lediglich, dass das arithmetische Mittel einen Gleichgewichtspunkt in der Verteilung der Urliste darstellt. Es gibt jedoch Möglichkeiten, die Abweichung vom Durchschnitt so zu modifizieren, dass sie ein aussagekräftiger Indikator im Messen von Abweichungen werden kann.

Definition 2.4.5: Mittlere quadratische Abweichung

Es wird d^2 als mittlere quadratische Abweichung definiert, in dem die Abweichung vom Durchschnitt quadriert wird und man den Durchschnitt der quadrierten Abweichungen berechnet. x_j^* stellt in diesem Fall die Abweichung vom Durchschnitt für die j -te Ausprägung dar:

$$d^2 = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_j^{*2} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (x_j - \bar{x})^2$$

Aus der mittleren quadratischen Abweichung lässt sich anschließend die Stichprobenvarianz berechnen.

Definition 2.4.6: Stichprobenvarianz

Die Stichprobenvarianz s^2 wird wie folgt berechnet:

$$s^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{j=1}^n x_j^{*2} = \frac{1}{n-1} \sum_{j=1}^n (x_j - \bar{x})^2$$

Der offensichtlich einzige Unterschied zu d^2 liegt darin, dass die Summe keinen Faktor mehr von n^{-1} aufweist, sondern einen Faktor von $(n-1)^{-1}$. Entsprechend lässt sich die Stichprobenvarianz auch wie folgt beschreiben:

$$s^2 = \frac{n}{n-1} \cdot d^2$$

Mit der definierten Stichprobenvarianz lässt sich das bekannte Abweichungsmaß der **Stichprobenstandardabweichung** bestimmen.

Definition 2.4.7: Stichprobenstandardabweichung (Standardabweichung)

Die Stichprobenstandardabweichung s ist wie folgt definiert:

$$s = \sqrt{s^2} = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{j=1}^n (x_j - \bar{x})^2} = \sqrt{\frac{n}{n-1} \cdot d^2}$$

Man kann bei s annehmen, dass es in den selben Einheiten ausgedrückt wird, wie die Daten selber. Die Standardabweichung stellt die durchschnittliche Abweichung aller Werte von dem arithmetischen Mittel dar.

Claim 2.4.6 Mittleres Schwankungsintervall

Am aussagekräftigsten ist die Angabe des mittleren Schwankungsintervalls:

$$\bar{x} \pm s = [\bar{x} - s, \bar{x} + s]$$

Je mehr sich die Grenzen dieses Intervalls von den Grenzen des Definitionsbereichs der Urliste absetzt, desto weniger streut die Verteilung.

Die praktische Vorgehensweise zur Berechnung von s benötigt zusätzlich den **Durchschnitt der Quadrate** der Merkmalsausprägungen:

$$\overline{x^2} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_j^2$$

um d^2 wie folgt zu definieren:

$$d^2 = \overline{x^2} - \bar{x}^2$$

Definition 2.4.8: Variationskoeffizient

Der Variationskoeffizient v ist ein Maß, welches ein Vergleich zwischen zwei Verteilungen schaffen kann. Er gibt an, wie viele % des Arithmetischen Mittels von der Standardabweichung ausgemacht werden und wird wie folgt berechnet:

$$v = \frac{s}{\bar{x}}$$

v kann < 1 oder > 1 sein, allerdings niemals negativ. Ist v kleiner als 1, so ist die Standardabweichung kleiner als der Mittelwert ist und die Daten relativ eng um den Mittelwert herum verteilt sind. Umso weiter v gegen 0 geht, desto enger liegen die Werte um \bar{x} herum. Gegenteilig sind die Werte weit um \bar{x} herum gestreut, wenn v größer als 1 sein sollte. Der Variationskoeffizient sollte also genutzt werden, um zwei Verteilungen auf ihre Streuung hin zu vergleichen.

Example 2.4.1 (Beispiel zum Variationskoeffizienten)

Gegeben sind die beiden Datensätze $X_1 = \{1, 2, 2, 2, 3, 4\}$ und $X_2 = \{-20, 1, 1, 1, 40, 400\}$. Für diese wird nun jeweils der Variationskoeffizient berechnet:

Datensatz 1:

- $\bar{x} = 2.33$
- $s = 1.03$
- $v = 1.03 \cdot 2.33^{-1} = 0.44$

Datensatz 2:

- $\bar{x} = 70.5$
- $s = 146.26$
- $v = 146.26 \cdot 70.5^{-1} = 2.07$

Hier ist deutlich zu sehen, was das Betrachten der Datensätze schon vermuten lässt: Datensatz 2 ist deutlich weiter gestreut, als Datensatz 1. Die Streuung von Datensatz 1 ist sogar als recht eng zu beurteilen, weil v eher gegen 0, als gegen 1 geht.

Chapter 3

Empirische bivariate Analysen

3.1 Einführung in die Korrelationsanalyse

Die Korrelationsanalyse ist eine zentrale Methode in der empirischen bivariaten Analyse und ermöglicht es, den Zusammenhang zwischen zwei Merkmalen zu untersuchen. Dabei wird zunächst betrachtet, inwieweit die Merkmale voneinander abhängig sind und ob sie in einer Beziehung zueinander stehen. Diese Beziehung kann sowohl linear als auch nicht-linear sein. Ziel der Korrelationsanalyse ist es, den Grad und die Art der Beziehung zwischen den Merkmalen zu bestimmen und zu quantifizieren.

Um die Stärke des Zusammenhangs zwischen zwei Merkmalen zu messen, wird der Korrelationskoeffizient verwendet. Dieser Wert liegt typischerweise im Bereich von -1 bis 1, wobei ein Wert von 0 auf keinen Zusammenhang, negative Werte auf eine negative Korrelation (wenn ein Merkmal steigt, fällt das andere) und positive Werte auf eine positive Korrelation (wenn ein Merkmal steigt, steigt auch das andere) hindeuten.

In der bivariaten Analyse werden außerdem verschiedene grafische Darstellungen verwendet, um den Zusammenhang zwischen den Merkmalen visuell zu erfassen. Hierzu gehören beispielsweise Streudiagramme, die die Wertepaare der Merkmale X und Y in einem kartesischen Koordinatensystem darstellen, oder Kontingenztafeln, die Häufigkeiten von Wertepaaren in einer tabellarischen Form zeigen.

Es ist wichtig zu beachten, dass Korrelation nicht gleich Kausalität bedeutet. Ein signifikanter Zusammenhang zwischen zwei Merkmalen impliziert nicht zwangsläufig, dass das eine Merkmal das andere verursacht. Daher sind bei der Interpretation der Ergebnisse einer Korrelationsanalyse immer auch alternative Erklärungen und mögliche Störvariablen in Betracht zu ziehen.

3.1.1 Kovarianz

Definition 3.1.1: Empirische Kovarianz

Die empirische Kovarianz ist wie folgt definiert:

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

Eine umgeformte kürzere Fassung:

$$\text{cov}(x, y) = \overline{xy} - \bar{x} \cdot \bar{y}$$

mit

$$\overline{xy} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i y_i)$$

In Worten ausgedrückt: Die Differenz vom Durchschnitt der Produkte und dem Produkt der Durchschnitts

Parallel dazu wird, analog zum vorherigen Kapitel, die Stichprobenkovarianz definiert:

Definition 3.1.2: Stichprobenkovarianz

Die Stichprobenkovarianz s_{xy} ist wie folgt definiert:

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

Dieser Wert gibt an, inwieweit zwei Merkmale X und Y gemeinsam variieren. Ein positiver Wert zeigt an, dass die Merkmale sich tendentiell proportional verhalten, während ein negativer Wert auf ein antiproportionales Verhalten hindeutet.

Example 3.1.1 (Beispiel zur Stichprobenkovarianz)

Angenommen, wir untersuchen den Zusammenhang zwischen der Anzahl der Stunden, die jemand lernt, und der erreichten Punktzahl bei einer Prüfung. Eine positive Kovarianz würde darauf hindeuten, dass im Allgemeinen mehr Lernstunden zu einer höheren Punktzahl führen, während eine negative Kovarianz bedeuten würde, dass mehr Lernstunden mit einer niedrigeren Punktzahl verbunden sind (was in der Praxis unwahrscheinlich wäre).

3.1.2 Stichprobenkorrelationskoeffizient

Die Stichprobenkovarianz hat zwei Nachteile: Sie ist unbegrenzt und maßstabsabhängig. Der Korrelationskoeffizient wurde entwickelt, um diese Probleme zu beheben. Um die Einheiten von X und Y zu eliminieren, wird die Stichprobenkovarianz durch Größen dividiert, die in Einheiten von X und Y ausgedrückt sind, wie z.B. die Standardabweichungen, die ebenfalls Abweichungen in ihren Berechnungen verwenden.

Definition 3.1.3: Stichprobenkorrelationskoeffizient

Der Stichproben-Korrelationskoeffizient r ist ein Maß für den Grad und die Richtung des linearen Zusammenhangs zwischen zwei Variablen und wie folgt definiert:

$$r = \frac{\text{cov}(x, y)}{d_x \cdot d_y} = \frac{\overline{xy} - \bar{x} \cdot \bar{y}}{\sqrt{\overline{x^2} - \bar{x}^2} \cdot \sqrt{\overline{y^2} - \bar{y}^2}} = \frac{s_{xy}}{s_x \cdot s_y}$$

Er variiert zwischen -1 und 1, wobei $r = 1$ eine perfekte positive Korrelation (alle Punkte liegen auf einer Linie mit positiver Steigung), $r = -1$ eine perfekte negative Korrelation (alle Punkte liegen auf einer Linie mit negativer Steigung) und $r = 0$ keinen linearen Zusammenhang zwischen den Variablen bedeutet.

Es ist zu beachten, dass r maßstabsunabhängig ist und dadurch stabil gegenüber Datentransformationen (wie der Währungsumrechnung) ist. Der Stichprobenkorrelationskoeffizient ist ebenfalls sehr empfindlich gegenüber Ausreißern.

Für die Werte von $|r|$ spricht man von folgenden Zusammenhängen:

- 1: vollkommene Korrelation (alle Werte auf einer Geraden)
- 0.66-0.99: sehr starke Korrelation
- 0.36-0.65: starke Korrelation
- 0.16-0.35: mäßige Korrelation
- 0.00-0.15: vernachlässigbare Korrelation

Ist r negativ, so spricht man von negativen Korrelationen, ist r positiv, so spricht man von positiven Korrelationen.

3.2 Einführung in die Regressionsanalyse

Die Regressionsanalyse ist eine statistische Methode, die den Zusammenhang zwischen einer abhängigen Variable und einer oder mehreren unabhängigen Variablen untersucht. Der grundlegende Zweck der Regressionsanalyse besteht darin, Vorhersagen zu treffen und die Beziehung zwischen den Variablen zu modellieren.

Die Regression unterscheidet sich von der Korrelation insofern, als sie nicht nur den Grad und die Richtung des Zusammenhangs zwischen zwei Variablen misst, sondern auch ein mathematisches Modell zur Vorhersage der Werte einer Variablen (die abhängige Variable) auf der Grundlage der Werte einer oder mehrerer anderer Variablen (die unabhängigen Variablen) bietet. Während die Korrelation nur den Grad des linearen Zusammenhangs zwischen zwei Variablen misst, ohne eine Kausalität zu implizieren, ermöglicht die Regression die Untersuchung kausaler Beziehungen.

Beispiele für kausale Zusammenhänge, die durch eine Regressionsanalyse untersucht werden können, sind:

- Die Beziehung zwischen Bildungsstand und Einkommen: Hier könnte der Bildungsstand die unabhängige Variable und das Einkommen die abhängige Variable sein. Die Regressionsanalyse könnte verwendet werden, um zu untersuchen, wie Veränderungen im Bildungsstand das Einkommen beeinflussen.
- Die Wirkung von Werbeausgaben auf die Verkaufszahlen: In diesem Fall könnten die Werbeausgaben die unabhängige Variable und die Verkaufszahlen die abhängige Variable sein. Die Regressionsanalyse könnte genutzt werden, um zu analysieren, wie eine Erhöhung oder Reduzierung der Werbeausgaben die Verkaufszahlen beeinflusst.
- Der Einfluss der Außentemperatur auf den Energieverbrauch eines Gebäudes: Hier könnte die Außentemperatur die unabhängige Variable und der Energieverbrauch die abhängige Variable sein. Eine Regressionsanalyse könnte zeigen, wie Änderungen der Außentemperatur den Energieverbrauch beeinflussen.

3.2.1 Berechnung des Regressionskoeffizienten

Definition 3.2.1: Regressionskoeffizient

Der Regressionskoeffizient, auch bekannt als Beta-Koeffizient (β oder b), ist ein Parameter in der Regressionsgleichung, der die Steigung der Regressionslinie angibt. Er gibt den durchschnittlichen Zusammenhang zwischen der unabhängigen und der abhängigen Variable an, wenn alle anderen Variablen konstant gehalten werden.

Der Regressionskoeffizient ist ein Maß für die Änderung der abhängigen Variable, die durch eine Einheit Änderung der unabhängigen Variable verursacht wird.

$$b = \frac{\text{cov}(x, y)}{d_x^2}$$

Diese Formel sagt aus, dass die Änderung von y in Bezug auf x proportional zur Kovarianz von x und y ist, skaliert durch die Varianz von x .

Definition 3.2.2: Bestimmtheitsmaß eines Regressionsmodells

Das Bestimmtheitsmaß (auch als R-Quadrat oder R^2 bekannt) ist ein statistisches Maß in der Regressionsanalyse, das die Güte der Anpassung eines Regressionsmodells an die tatsächlichen Daten angibt. Es misst den Anteil der Varianz in der abhängigen Variable, der durch das Regressionsmodell erklärt wird.

$$r^2 = \left(\frac{\text{cov}(x, y)}{s_x \cdot s_y} \right)^2 = \frac{\text{cov}(x, y)^2}{s_x^2 \cdot s_y^2}$$

Hier ist $\text{cov}(x, y)$ die Kovarianz zwischen x und y , s_x ist die Standardabweichung von x und s_y ist die Standardabweichung von y .

Dieses Maß kann zwischen 0 und 1 liegen. Ein Wert von 0 bedeutet, dass das Modell überhaupt keine Varianz erklärt, während ein Wert von 1 bedeutet, dass das Modell die gesamte Varianz erklärt.

Ein höheres R^2 zeigt also eine bessere Anpassung des Modells an die Daten. Es ist jedoch wichtig zu beachten, dass ein hohes R^2 nicht unbedingt bedeutet, dass das Modell korrekt oder nützlich ist, da es auch bei nicht sinnvollen oder überangepassten Modellen hoch sein kann.

3.2.2 Rangkorrelationskoeffizient nach Spearman

Der Rangkorrelationskoeffizient nach Spearman, oft als Spearman's Rho bezeichnet, ist ein nicht-parametrisches Maß der statistischen Abhängigkeit zwischen den Rängen zweier Variablen. Es misst die Stärke und Richtung der Assoziation zwischen zwei ranggeordneten Variablen und ist somit besonders nützlich für die Analyse ordinaler Daten.

In der Praxis ersetzt Spearman's Rho die Daten im gewöhnlichen Korrelationskoeffizienten durch ihre Ränge. Dies bedeutet, dass anstatt die tatsächlichen Werte der Variablen zu vergleichen, ihre Positionen oder Ränge innerhalb der Datensätze verglichen werden. Diese Methode ist besonders robust gegenüber Ausreißern, da diese in der Rangreihenfolge weniger Gewicht erhalten.

Die Berechnung von Spearman's Rho ähnelt der Berechnung des Pearson-Korrelationskoeffizienten, wobei jedoch die Ränge der Beobachtungen anstelle der tatsächlichen Werte verwendet werden. Wichtig ist jedoch, dass weiterhin die Rangpärchen gegenübergestellt werden, wie vorher die Wertpärchen kombiniert wurde.

Die Hauptmerkmale von Spearman's Rho sind:

- Er kann Werte zwischen -1 und 1 annehmen, wobei -1 eine perfekte negative Korrelation, 0 keine Korrelation und 1 eine perfekte positive Korrelation anzeigt.
- Er ist ein nicht-parametrisches Maß und setzt daher keine bestimmte Verteilungsform voraus.
- Er ist robust gegenüber Ausreißern.
- Er kann zur Analyse ordinaler Daten verwendet werden.
- Er misst monotone Zusammenhänge, also ob die Beziehung zwischen den Variablen stetig ist, unabhängig davon, wie schnell oder langsam sich die Veränderung vollzieht.

3.2.3 Kontingenz für nominale Merkmale

Das bekannte Konzept von Vierfeldertafeln für binäre Merkmale erweitern wir nun um Merkmale mit mehr als zwei Ausprägungen. Dazu verwenden wir Kreuztabellen, die auch als Kontingenztabellen bekannt sind.

Kreuztabellen sind eine Erweiterung der Vierfeldertafeln und ermöglichen es uns, die Beziehungen zwischen zwei oder mehr Merkmalen zu analysieren, die jeweils mehrere Ausprägungen haben können. Sie bieten eine übersichtliche Darstellung der Häufigkeiten der verschiedenen Kombinationen von Merkmalsausprägungen.

Als Beispiel betrachten wir die Merkmale *Geschlecht* (mit den Ausprägungen "männlich" und "weiblich") und *Berufsposition* (mit den Ausprägungen "leitender Angestellter", "Tarifangestellter" und "Arbeiter").

Eine entsprechende Kreuztabelle könnte so aussehen:

	Leitender Angestellter	Tarifangestellter	Arbeiter	Summe
Männlich	$n_{11} = 20$	$n_{12} = 30$	$n_{13} = 50$	$n_{1+} = 100$
Weiblich	$n_{21} = 15$	$n_{22} = 35$	$n_{23} = 45$	$n_{2+} = 95$
Summe	$n_{+1} = 35$	$n_{+2} = 65$	$n_{+3} = 95$	$n_{++} = 195$

Definition 3.2.3: Kontingenzkoeffizient C

Um den Zusammenhang zwischen den Merkmalen zu messen, führen wir den Kontingenzkoeffizienten C ein. Er ist ein Maß für die Stärke des Zusammenhangs zwischen den beiden Merkmalen und kann Werte zwischen 0 (kein Zusammenhang) und 1 (perfekter Zusammenhang) annehmen.

$$C = \sqrt{\frac{\sum_{i,j} (n_{ij} - \frac{n_{i+} \cdot n_{+j}}{n_{++}})^2}{(n_{++}^2 - \sum_i n_{i+}^2) \cdot \sum_j n_{+j}^2}}$$

In dieser Formel wird über alle Zellen i, j der Tabelle summiert. Der Ausdruck in der Klammer im Zähler ist die Differenz zwischen der beobachteten Häufigkeit n_{ij} und der erwarteten Häufigkeit unter der Annahme der Unabhängigkeit der Merkmale (gegeben durch das Produkt der Summenzeile n_{i+} und der Spaltensumme n_{+j} geteilt durch die Gesamtzahl der Beobachtungen n_{++}). Im Nenner wird die quadratische Summe der Summenzeilen und Spaltensummen vom Quadrat der Gesamtzahl der Beobachtungen subtrahiert. Der gesamte Ausdruck wird quadriert, um negative Werte zu vermeiden. Die Wurzel sorgt dafür, dass der Wertebereich des Kontingenzkoeffizienten wieder zwischen 0 und 1 liegt.

Durch die Verwendung von Kreuztabellen und dem Kontingenzkoeffizienten können wir also den Zusammenhang zwischen nominalen Merkmalen quantitativ erfassen und interpretieren.

Die Kontingenz ist allgemeiner als die Korrelation. Man spricht hier meist von stochastischer (in diesem Fall linearer) Abhängigkeit. Wichtig zu beachten ist hierbei, dass der Zusammenhang zwischen den Merkmalen immer theoretisch begründbar sein muss. Andernfalls wäre es nachweisbar, dass es einen Zusammenhang zwischen beispielsweise der Anzahl an Krebs-Neuerkrankungen in Deutschland und den Wahlergebnissen in den USA gibt. Grundsätzlich muss man immer in Betracht ziehen, dass in der Realität meist mehr als 2 Merkmale gegenseitigen Einfluss ausüben und eine Analyse von nur zwei Merkmalen somit nur begrenzte Aussagekraft hat. In der Regel ist man bereits froh, wenn man für $|r|$ einen Wert von ungefähr 0.7 oder sogar höher findet.

Chapter 4

Wahrscheinlichkeitsrechnung

Wahrscheinlichkeitsrechnung ist ein grundlegendes Konzept in der Statistik und bildet die Basis für viele statistische Methoden und Verfahren. Es ist wichtig, die Grundlagen der Wahrscheinlichkeitsrechnung zu verstehen, um statistische Schlüsse ziehen und Modelle interpretieren zu können. Im folgenden Kapitel werden wir die Grundprinzipien der Wahrscheinlichkeitsrechnung, einschließlich Ereignisse, Wahrscheinlichkeiten und Wahrscheinlichkeitsverteilungen, behandeln. Wir werden auch die wichtigen Konzepte der bedingten Wahrscheinlichkeit und der Unabhängigkeit von Ereignissen einführen. Durch das Verständnis dieser Konzepte können wir dann auf komplexere Themen wie die Binomial-, Normal- und Poisson-Verteilungen eingehen.

4.1 Einführung

4.1.1 Zufällige Ereignisse und der Ereignisraum

In der Wahrscheinlichkeitsrechnung bezeichnet man eine Situation, in der mehrere Ausgänge möglich sind und deren Ergebnis nicht mit Sicherheit vorhergesagt werden kann, als Zufallsvorgang. Die möglichen Ergebnisse dieses Zufallsvorgangs werden als zufällige Ereignisse bezeichnet.

Ein Ereignis wird als sicher bezeichnet, wenn es mit Sicherheit eintritt. Dies bedeutet, dass unabhängig vom Ausgang des Zufallsvorgangs dieses Ereignis immer eintritt. Ein Beispiel dafür wäre das Werfen eines Würfels. Hier ist das Ereignis Es fällt eine Zahl zwischen 1 und 6 ein sicheres Ereignis, da bei jedem Wurf eine dieser Zahlen fällt.

Ein unmögliches Ereignis hingegen ist ein Ereignis, das nie eintritt. Im obigen Beispiel wäre das Ereignis Es fällt eine Zahl größer als 6 ein unmögliches Ereignis, da ein normaler Würfel nur die Zahlen 1 bis 6 hat.

Die Menge aller möglichen Ereignisse eines Zufallsvorgangs wird als Ereignisraum bezeichnet und üblicherweise mit dem griechischen Buchstaben Omega (Ω) symbolisiert. Der Ereignisraum stellt die Gesamtheit aller Ergebnisse dar, die bei einem bestimmten Zufallsvorgang auftreten können.

Die Wahrscheinlichkeit eines Ereignisses ist ein Maß für die quantitative Stärke der Erwartung, dass dieses Ereignis eintritt. Sie wird auf einer Skala von 0 bis 1 gemessen, wobei 0 ein unmögliches Ereignis und 1 ein sicheres Ereignis darstellt. Die Wahrscheinlichkeit eines Ereignisses wird stark von den spezifischen Bedingungen des Zufallsvorgangs beeinflusst.

Die Wahrscheinlichkeitsrechnung baut stark auf Konzepten der Mengenlehre auf. So kann beispielsweise die Vereinigung zweier Ereignisse als ein neues Ereignis betrachtet werden, das eintritt, wenn mindestens eines der beiden ursprünglichen Ereignisse eintritt. Die Schnittmenge zweier Ereignisse hingegen ist ein neues Ereignis, das nur dann eintritt, wenn beide ursprünglichen Ereignisse eintreten.

4.1.2 Axiome der Wahrscheinlichkeitsrechnung

Die Wahrscheinlichkeitsrechnung basiert auf drei grundlegenden Axiomen, die von Andrei Kolmogorov formuliert wurden. Diese Axiome beschreiben die grundlegenden Eigenschaften einer Wahrscheinlichkeitsverteilung.

1. Für jedes Ereignis A in Ω ist die Wahrscheinlichkeit $P(A)$ eine nicht-negative reelle Zahl. Das bedeutet, dass die Wahrscheinlichkeit jedes Ereignisses zwischen 0 und 1 liegt, einschließlich der beiden Endwerte.

$$P(A) \geq 0 \quad \forall A \in \Omega$$

2. Die Wahrscheinlichkeit des gesamten Ereignisraums Ω ist 1. Dies bedeutet, dass ein Ereignis aus dem Ereignisraum sicher eintritt.

$$P(\Omega) = 1 \wedge P(\emptyset) = 0$$

3. Für eine Folge von paarweise disjunkten Ereignissen A_1, A_2, \dots (d.h. für alle $i \neq j$ gilt $A_i \cap A_j = \emptyset$) ist die Wahrscheinlichkeit der Vereinigung dieser Ereignisse gleich der Summe ihrer Wahrscheinlichkeiten.

$$P\left(\bigcup_{i=1}^{\infty} A_i\right) = \sum_{i=1}^{\infty} P(A_i)$$

Basierend auf diesen Axiomen können weitere Eigenschaften abgeleitet werden:

- Die Wahrscheinlichkeit des Komplements eines Ereignisses A ist $P(\neg A) = 1 - P(A)$.
- Die Wahrscheinlichkeit der Differenz zweier Ereignisse A und B ist $P(A \setminus B) = P(A) - P(A \cap B)$.
- Der Additionssatz besagt, dass die Wahrscheinlichkeit der Vereinigung zweier Ereignisse gleich der Summe ihrer Wahrscheinlichkeiten minus der Wahrscheinlichkeit ihrer Schnittmenge ist: $P(A \cup B) = P(A) + P(B) - P(A \cap B)$.

4.2 Bedingte Wahrscheinlichkeiten und stochastische Unabhängigkeit

4.2.1 Bedingte Wahrscheinlichkeiten

Die **bedingte Wahrscheinlichkeit** $P(A|B)$ ist die Wahrscheinlichkeit des Ereignisses A , unter der Bedingung, dass das Ereignis B eingetreten ist. In der Praxis bedeutet dies, dass wir Vorinformationen über das Eintreten bestimmter Ereignisse haben. Diese Information kann die Wahrscheinlichkeit anderer Ereignisse beeinflussen.

$$P(A|B) = \frac{P(A \cap B)}{P(B)} \quad (4.1)$$

wobei $P(A \cap B)$ die gemeinsame Wahrscheinlichkeit von A und B ist und $P(B)$ die Wahrscheinlichkeit des Ereignisses B ist. Beachten Sie, dass $P(B) > 0$.

Ein einfacher Weg, um bedingte Wahrscheinlichkeiten zu visualisieren, sind Baumdiagramme. Sie zeigen alle möglichen Ergebnisse eines Zufallsvorgangs in einer Baumstruktur, wobei jeder Ast des Baumes ein mögliches Ergebnis repräsentiert. Die Wahrscheinlichkeit jedes Astes ist die bedingte Wahrscheinlichkeit, gegeben das Ereignis, das zum Ast führt.

4.2.2 Stochastische Unabhängigkeit

Zwei Ereignisse A und B sind **stochastisch unabhängig**, wenn das Eintreten des einen Ereignisses die Wahrscheinlichkeit des anderen nicht beeinflusst. In anderen Worten, die bedingte Wahrscheinlichkeit $P(A|B)$ ist gleich der Wahrscheinlichkeit $P(A)$, und analog ist $P(B|A) = P(B)$.

$$P(A \cap B) = P(A) \cdot P(B) \quad (4.2)$$

Ein typisches Beispiel für stochastische Unabhängigkeit ist das Werfen zweier Münzen. Das Ergebnis des ersten Wurfs beeinflusst nicht das Ergebnis des zweiten Wurfs. Also, die Ereignisse *erster Wurf ist Kopf* und

zweiter Wurf ist Zahl sind stochastisch unabhängig.

Es ist jedoch wichtig zu beachten, dass stochastische Unabhängigkeit nicht dasselbe ist wie die Unabhängigkeit im Alltagssprachgebrauch. Es gibt Ereignisse, die im Alltagssinn unabhängig sind, aber in der Wahrscheinlichkeitsrechnung nicht, und umgekehrt.

4.3 Additionssatz für disjunkte Ereignisse

Wenn wir Ereignisse betrachten, die sich gegenseitig ausschließen, also *disjunkte* Ereignisse, dann können wir ihre Wahrscheinlichkeiten direkt addieren, um die Wahrscheinlichkeit zu finden, dass mindestens eines dieser Ereignisse eintritt. Dies ist die Grundlage für den *Additionssatz für disjunkte Ereignisse*.

Formell ausgedrückt gilt für zwei disjunkte Ereignisse A und B in der Wahrscheinlichkeitsrechnung:

$$P(A \cup B) = P(A) + P(B) \quad (4.3)$$

Hierbei steht das Symbol \cup für die Vereinigung von A und B , also das Ereignis, dass entweder A oder B eintritt. Da A und B disjunkt sind, können sie nicht gleichzeitig eintreten, daher repräsentiert die Vereinigung $A \cup B$ ein *exklusives Oder* zwischen den Ereignissen A und B .

Dieser Satz lässt sich problemlos auf mehr als zwei disjunkte Ereignisse erweitern. Für eine Menge disjunkter Ereignisse A_1, A_2, \dots, A_n gilt:

$$P\left(\bigcup_{i=1}^n A_i\right) = \sum_{i=1}^n P(A_i) \quad (4.4)$$

Das bedeutet, dass die Wahrscheinlichkeit, dass mindestens eines aus einer Reihe von disjunkten Ereignissen eintritt, gleich der Summe ihrer individuellen Wahrscheinlichkeiten ist.

4.4 Multiplikationssatz für unabhängige Ereignisse

Wenn wir Ereignisse betrachten, die stochastisch unabhängig voneinander sind, dann können wir ihre Wahrscheinlichkeiten multiplizieren, um die Wahrscheinlichkeit zu finden, dass alle diese Ereignisse eintreten. Dies ist die Grundlage für den *Multiplikationssatz für unabhängige Ereignisse*.

Formell ausgedrückt gilt für zwei unabhängige Ereignisse A und B in der Wahrscheinlichkeitsrechnung:

$$P(A \cap B) = P(A) \cdot P(B) \quad (4.5)$$

Hierbei steht das Symbol \cap für den Schnitt von A und B , also das Ereignis, dass sowohl A als auch B eintreten. Da A und B unabhängig sind, hat das Eintreten von A keinen Einfluss auf das Eintreten von B und umgekehrt.

Wie der Additionssatz lässt sich auch der Multiplikationssatz auf mehr als zwei unabhängige Ereignisse erweitern. Für eine Menge unabhängiger Ereignisse A_1, A_2, \dots, A_n gilt:

$$P\left(\bigcap_{i=1}^n A_i\right) = \prod_{i=1}^n P(A_i) \quad (4.6)$$

Das bedeutet, dass die Wahrscheinlichkeit, dass alle Ereignisse aus einer Reihe von unabhängigen Ereignissen eintreten, gleich dem Produkt ihrer individuellen Wahrscheinlichkeiten ist.

4.5 Totale Wahrscheinlichkeit und der Satz von Bayes

4.5.1 Satz der totalen Wahrscheinlichkeit

Der *Satz der totalen Wahrscheinlichkeit* bietet einen Rahmen, um die Wahrscheinlichkeit eines Ereignisses zu berechnen, das durch mehrere disjunkte Ereignisse verursacht werden kann.

Angenommen, wir haben eine Menge von Ereignissen B_1, B_2, \dots, B_n , die disjunkt sind und deren Vereinigung den gesamten Ereignisraum Ω bildet. Dann kann die Wahrscheinlichkeit eines beliebigen Ereignisses A berechnet werden als:

$$P(A) = \sum_{i=1}^n P(A|B_i) \cdot P(B_i) \quad (4.7)$$

Dieser Satz ist besonders nützlich, wenn die direkte Berechnung der Wahrscheinlichkeit eines Ereignisses schwierig ist, aber die bedingten Wahrscheinlichkeiten für kleinere, klar definierte Teile des Ereignisraums bekannt sind.

Example 4.5.1 (Beispiel zum Satz der totalen Wahrscheinlichkeit)

Angenommen, eine Firma hat drei Maschinen (M1, M2 und M3) zur Herstellung von Schrauben. Die Wahrscheinlichkeiten, dass eine zufällig ausgewählte Schraube von M1, M2 oder M3 produziert wird, sind jeweils $P(M1) = 0.2$, $P(M2) = 0.3$ und $P(M3) = 0.5$. Die Wahrscheinlichkeiten, dass eine von den jeweiligen Maschinen produzierte Schraube defekt ist, sind $P(D|M1) = 0.01$, $P(D|M2) = 0.02$ und $P(D|M3) = 0.015$.

Die Wahrscheinlichkeit, dass eine zufällig ausgewählte Schraube defekt ist, kann dann durch Anwendung des Satzes der totalen Wahrscheinlichkeit berechnet werden:

$$P(D) = P(D|M1) \cdot P(M1) + P(D|M2) \cdot P(M2) + P(D|M3) \cdot P(M3) \quad (4.8)$$

Das ergibt

$$P(D) = 0.01 \cdot 0.2 + 0.02 \cdot 0.3 + 0.015 \cdot 0.5 = 0.0165 \quad (4.9)$$

4.5.2 Satz von Bayes

Der *Satz von Bayes* ist ein wichtiges Werkzeug in der statistischen Inferenz und ermöglicht es uns, unsere anfängliche Einschätzung der Wahrscheinlichkeit eines Ereignisses auf der Grundlage neuer Daten zu aktualisieren.

Formal ausgedrückt, wenn wir zwei Ereignisse A und B haben, dann gibt der Satz von Bayes die bedingte Wahrscheinlichkeit von A gegeben B in Bezug auf die bedingte Wahrscheinlichkeit von B gegeben A und die unbedingten Wahrscheinlichkeiten von A und B wie folgt an:

$$P(A|B) = \frac{P(B|A) \cdot P(A)}{P(B)} \quad (4.10)$$

Der Satz von Bayes ist besonders nützlich, wenn wir Informationen über die bedingte Wahrscheinlichkeit in die entgegengesetzte Richtung benötigen. Das heißt, wenn wir $P(B|A)$ kennen, aber eigentlich an $P(A|B)$ interessiert sind.

Example 4.5.2 (Beispiel zum Satz von Bayes)

Angenommen, wir wollen die Wahrscheinlichkeit berechnen, dass eine zufällig ausgewählte defekte Schraube von Maschine 2 (M2) produziert wurde. Dazu können wir den Satz von Bayes anwenden:

$$P(M2|D) = \frac{P(D|M2) \cdot P(M2)}{P(D)} \quad (4.11)$$

Setzen wir die bereits bekannten Werte ein, ergibt sich

$$P(M2|D) = \frac{0.02 \cdot 0.3}{0.0165} \approx 0.3636 \quad (4.12)$$

Das bedeutet, dass unter den defekten Schrauben etwa 36.36% von Maschine M2 produziert wurden.

4.6 Kombinatorik als Hilfsmittel zur Berechnung von Wahrscheinlichkeiten

4.6.1 Klassischer Wahrscheinlichkeitsbegriff von Laplace und das Gleichverteilungsmodell

Der klassische Wahrscheinlichkeitsbegriff, auch bekannt als Laplace-Wahrscheinlichkeit, ist auf den französischen Mathematiker Pierre-Simon Laplace zurückzuführen. Er definiert die Wahrscheinlichkeit eines Ereignisses als das Verhältnis der günstigen Fälle zur Gesamtzahl der gleich wahrscheinlichen Fälle. Formal ausgedrückt, wenn ein Zufallsexperiment n gleich wahrscheinliche Ausgänge hat und m von ihnen ein Ereignis A darstellen, dann ist die Wahrscheinlichkeit von A gegeben durch:

$$P(A) = \frac{m}{n} \quad (4.13)$$

Dieses Modell geht davon aus, dass alle möglichen Ereignisse eines Zufallsexperiments gleich wahrscheinlich sind. Es wird auch als Gleichverteilungsmodell bezeichnet.

4.6.2 Statistische Definition der Wahrscheinlichkeit

Die statistische Definition der Wahrscheinlichkeit basiert auf der relativen Häufigkeit eines Ereignisses in einer Reihe von unabhängigen Versuchen. Wenn ein Zufallsexperiment unendlich oft wiederholt wird, und das Ereignis A tritt n_A mal auf, dann ist die Wahrscheinlichkeit von A definiert als:

$$P(A) = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{n_A}{n} \quad (4.14)$$

4.6.3 Kombinatorik

Die Kombinatorik ist ein Zweig der Mathematik, der sich mit Zählproblemen befasst. Sie bietet wichtige Werkzeuge zur Berechnung von Wahrscheinlichkeiten.

Binomialkoeffizient und Pascalsches Dreieck

Der Binomialkoeffizient, oft als n über k oder $C(n, k)$ bezeichnet, gibt die Anzahl der Möglichkeiten an, k Objekte aus einer Gruppe von n zu wählen. Er ist definiert durch:

$$C(n, k) = \frac{n!}{k!(n-k)!} \quad (4.15)$$

wobei $n!$ die Fakultät von n ist und $k!(n-k)!$ den Produkt aller positiven ganzen Zahlen bis zu k bzw. $(n-k)$ darstellt. Der Binomialkoeffizient ist eng mit dem Pascalschen Dreieck verbunden, in dem jede Zahl die Summe der zwei Zahlen direkt über ihr ist.

Urnenmodelle

Ein klassisches Beispiel in der Wahrscheinlichkeitsrechnung ist das Urnenmodell. Es handelt sich dabei um ein hypothetisches Szenario, bei dem Kugeln aus einer Urne gezogen werden, um verschiedene Wahrscheinlichkeitsprobleme zu illustrieren. Es kann sowohl mit Zurücklegen (jede gezogene Kugel wird zurück in die Urne gelegt) als auch ohne Zurücklegen (jede gezogene Kugel wird nicht zurückgelegt) betrachtet werden.

Permutationen

Eine Permutation ist eine Anordnung von Objekten in einer bestimmten Reihenfolge. Die Anzahl der Permutationen von n unterschiedlichen Objekten ist $n!$, da es n Möglichkeiten für das erste Objekt, $n - 1$ Möglichkeiten für das zweite Objekt und so weiter gibt.

Wenn die Reihenfolge der Auswahl in Betracht gezogen wird, dann ist die Anzahl der Permutationen von n Objekten, die k auf einmal ausgewählt werden, durch $P(n, k) = n(n - 1)(n - 2) \dots (n - k + 1)$ gegeben.

Example 4.6.1 (Beispiel: Urnenmodell)

Betrachten wir als Beispiel eine Urne mit 10 Kugeln, davon sind 4 rot und 6 blau. Wenn wir 2 Kugeln ohne Zurücklegen ziehen, wie viele Möglichkeiten gibt es, genau eine rote Kugel zu ziehen?

Die Anzahl der Möglichkeiten, eine rote und eine blaue Kugel zu ziehen, ist gegeben durch die Multiplikation der Anzahl der Möglichkeiten, eine rote Kugel aus vier zu ziehen und die Anzahl der Möglichkeiten, eine blaue Kugel aus sechs zu ziehen. Da die Reihenfolge wichtig ist (rote Kugel zuerst oder blaue Kugel zuerst), verdoppeln wir dieses Produkt:

$$2 \cdot C(4, 1) \cdot C(6, 1) = 2 \cdot 4 \cdot 6 = 48 \quad (4.16)$$

Die Gesamtzahl der Möglichkeiten, zwei Kugeln aus zehn zu ziehen, ist $C(10, 2) = 45$. Daher ist die Wahrscheinlichkeit, genau eine rote Kugel zu ziehen, gegeben durch $P(\text{eine rote Kugel}) = \frac{48}{45} = 1.07$, was größer als 1 ist und somit einen Fehler in der Rechnung anzeigt. Bei genauerer Überlegung stellen wir fest, dass wir die Anzahl der Möglichkeiten, eine rote und eine blaue Kugel zu ziehen, verdoppelt haben, obwohl wir ohne Zurücklegen ziehen. Daher muss die Reihenfolge nicht berücksichtigt werden, und die korrekte Berechnung ist:

$$C(4, 1) \cdot C(6, 1) = 4 \cdot 6 = 24 \quad (4.17)$$

Die korrekte Wahrscheinlichkeit ist also $P(\text{eine rote Kugel}) = \frac{24}{45} = 0.53$.

Chapter 5

Theoretische Verteilungen

Theoretische Verteilungen bilden den Übergang von der deskriptiven zur induktiven Statistik und sind eng mit den Prinzipien der Wahrscheinlichkeitsrechnung verbunden. Im Gegensatz zu empirischen Verteilungen, die auf der Beobachtung und Zusammenfassung von tatsächlich erhobenen Daten basieren, sind theoretische Verteilungen mathematische Modelle, die die Wahrscheinlichkeiten von Ergebnissen beschreiben, basierend auf bestimmten Annahmen oder Theorien.

In der Praxis stellen theoretische Verteilungen idealisierte oder vereinfachte Darstellungen der Realität dar und dienen als nützliche Werkzeuge für die Durchführung von statistischen Tests und Schätzungen. Sie ermöglichen es uns, Hypothesen zu prüfen und Schlussfolgerungen über eine Population basierend auf einer Stichprobe zu ziehen. Einige der bekanntesten theoretischen Verteilungen sind die Normalverteilung, die Binomialverteilung und die Poisson-Verteilung, die jeweils verschiedene Arten von Daten und Situationen modellieren.

Bei den theoretischen Verteilungen heißen die Merkmalsausprägungen **Ereignisse** und die relativen Häufigkeiten **Wahrscheinlichkeiten**.

5.1 Zufallsvariablen

Zufallsvariablen sind ein grundlegendes Konzept in der Wahrscheinlichkeitstheorie und Statistik. Formal betrachtet, ist eine Zufallsvariable eine messbare Funktion X , die jedem Ergebnis ω aus einem Wahrscheinlichkeitsraum (Ω, \mathcal{F}, P) eine reelle Zahl zuordnet. Das bedeutet, dass die Zufallsvariable X den Ergebnissen aus dem Ereignisraum Ω bestimmte Werte zuweist, die wir messen oder beobachten können.

Zufallsvariablen können in zwei Haupttypen unterteilt werden: diskrete und stetige Zufallsvariablen.

Diskrete Zufallsvariablen haben eine Zählmenge von möglichen Ergebnissen. Beispiele hierfür sind Würfelwürfe, die Anzahl der Münzwürfe bis zum ersten Kopf oder die Anzahl der Personen, die an einem bestimmten Tag in einem Geschäft einkaufen.

Stetige Zufallsvariablen hingegen können jeden Wert innerhalb eines bestimmten Bereichs annehmen, wie zum Beispiel die Zeit, die eine Person auf einen Bus wartet, oder das Gewicht einer zufällig ausgewählten Person.

Ein grundlegendes Beispiel für eine diskrete Zufallsvariable ist das Werfen eines fairen Würfels.

In diesem Fall ist der Wahrscheinlichkeitsraum gegeben durch $\Omega = \{1, 2, 3, 4, 5, 6\}$, das sind die möglichen Ergebnisse (Augenzahlen) beim Würfeln. Wir definieren die Zufallsvariable X als die Augenzahl, die beim Würfeln auftritt. Die Wahrscheinlichkeit für jedes Ergebnis ist gleich und beträgt $\frac{1}{6}$, da wir einen fairen Würfel verwenden.

Die Verteilung dieser Zufallsvariablen kann in der folgenden Tabelle dargestellt werden:

x_i	1	2	3	4	5	6
$P(X = x_i)$	$\frac{1}{6}$	$\frac{1}{6}$	$\frac{1}{6}$	$\frac{1}{6}$	$\frac{1}{6}$	$\frac{1}{6}$

Diese Tabelle zeigt uns die Wahrscheinlichkeit dafür, dass die Zufallsvariable X einen bestimmten Wert annimmt. Es ist wichtig zu verstehen, dass diese Wahrscheinlichkeiten theoretische Wahrscheinlichkeiten sind, die auf der Annahme basieren, dass der Würfel fair ist.

5.2 Erläuterungen am Beispiel der diskreten Gleichverteilung

Eine diskrete Zufallsvariable X kann verschiedene Werte annehmen, die wir als x_1, x_2, \dots, x_k bezeichnen. Jeder dieser Werte hat eine zugeordnete Wahrscheinlichkeit, die wir als p_1, p_2, \dots, p_k bezeichnen. So kann die Verteilung der Zufallsvariable X durch die folgende Tabelle dargestellt werden:

x_i	x_1	x_2	\dots	x_k
p_i	p_1	p_2	\dots	p_k

Hierbei ist $p_i = P(X = x_i)$ die Wahrscheinlichkeit, dass die Zufallsvariable X den Wert x_i annimmt. Die Funktion, die jedem möglichen Wert x_i der Zufallsvariable die zugehörige Wahrscheinlichkeit p_i zuweist, nennen wir die *Wahrscheinlichkeitsfunktion* oder *Wahrscheinlichkeitsverteilung*.

Ein besonders wichtiger Wert in der Verteilung ist der *Modus* x_D , das ist der Wert x_i mit der höchsten Wahrscheinlichkeit p_i . In einem Säulendiagramm, das die Werte x_i gegen ihre Wahrscheinlichkeiten p_i aufträgt, ist der Modus die Säule mit der größten Höhe. Dieses Diagramm ist eine hilfreiche Visualisierung, die einen schnellen Überblick über die Verteilung ermöglicht.

Eine andere Art, eine diskrete Verteilung darzustellen, ist die *Verteilungsfunktion*, die wir als $F_i = P(X \leq x_i)$ definieren. Das ist die Wahrscheinlichkeit, dass die Zufallsvariable einen Wert annimmt, der kleiner oder gleich x_i ist. Die Verteilungsfunktion bildet eine Treppenfunktion, wenn sie als Diagramm dargestellt wird, mit Stufen an den Werten x_i und Höhen entsprechend den kumulierten Wahrscheinlichkeiten F_i .

5.2.1 Allgemeingültige Rechenregeln zu kumulierten diskreten Wahrscheinlichkeiten

Die folgenden Formeln repräsentieren verschiedene Wahrscheinlichkeiten, die von den Grenzwerten x_i und x_j und der Verteilungsfunktion $F(x)$ abhängen.

Wahrscheinlichkeit	Formel	Beschreibung
$P(X < x_i)$	$F_i - P(x_i) = F(x_{i-1})$	Wahrscheinlichkeit, dass X kleiner als x_i ist
$P(X > x_i)$	$1 - F(x)$	Wahrscheinlichkeit, dass X größer als x_i ist
$P(X \geq x_i)$	$1 - F(x) + P(x_i) = 1 - F(x_{i-1})$	Wahrscheinlichkeit, dass X größer oder gleich x_i ist
$P(x_j < X < x_i)$	$F_i - F_j$	Wahrscheinlichkeit, dass X größer als x_j und kleiner als x_i ist
$P(x_j \leq X \leq x_i)$	$F_i - F_j + P(x_j) = F_i - F_{j-1}$	Wahrscheinlichkeit, dass X größer oder gleich x_j und kleiner oder gleich x_i ist
$P(x_j \leq X < x_i)$	$F_i - P(x_i) - F_j + P(x_j) = F_{i-1} - F_{j-1}$	Wahrscheinlichkeit, dass X größer oder gleich x_j und kleiner als x_i ist
$P(x_j < X < x_i)$	$F_i - P(x_i) - F_j = F_{i-1} - F_j$	Wahrscheinlichkeit, dass X größer als x_j und kleiner als x_i ist

5.3 Lage- und Streumaße

5.3.1 Erwartungswert

Der Erwartungswert ($E(X)$) ist ein grundlegendes Maß für die zentrale Tendenz einer Wahrscheinlichkeitsverteilung. Es handelt sich um den gewichteten Durchschnitt der möglichen Ausprägungen einer Zufallsvariable, wobei die Gewichte durch die Wahrscheinlichkeiten gegeben sind. Formelhaft ausgedrückt wird der Erwartungswert berechnet durch die Summe der Produkte der Werte x_i und deren Wahrscheinlichkeiten p_i :

$$E(X) = \sum_{i=1}^n x_i \cdot p_i$$

5.3.2 Varianz

Die Varianz ($V(X)$ oder σ^2) ist ein Maß für die Streuung oder die Variation in einer Reihe von Zufallsvariablen. Es misst, wie weit die Zahlen in dem Datensatz voneinander entfernt sind. Die Varianz wird berechnet durch den Erwartungswert der quadrierten Abweichungen vom Erwartungswert:

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

5.3.3 Standardabweichung

Die Standardabweichung (σ) ist die Quadratwurzel der Varianz. Sie ist ein nützliches Maß, da sie die Streuung der Werte um den Erwartungswert in derselben Einheit wie die Werte selbst angibt:

$$\sigma = \sqrt{V(X)}$$

Example 5.3.1 (Lage- und Streumaße am Münzwurf)

Betrachten wir das Beispiel eines Münzwurfs. Wenn die Münze auf *Zahl* landet, gewinnen wir 5 Euro, und wenn sie auf *Kopf* landet, verlieren wir 10 Euro.

x_i	p_i
5	0.5
-10	0.5

Wir berechnen den Erwartungswert $E(X)$ als die Summe der Produkte von x_i und p_i :

$$E(X) = \sum x_i \cdot p_i = 5 \cdot 0.5 + (-10) \cdot 0.5 = 2.5 - 5 = -2.5 \text{ Euro}$$

Wir berechnen den Erwartungswert der Quadrate, $E(X^2)$:

$$E(X^2) = \sum x_i^2 \cdot p_i = 5^2 \cdot 0.5 + (-10)^2 \cdot 0.5 = 12.5 + 50 = 62.5$$

Daraus können wir die Varianz $V(X)$ berechnen:

$$V(X) = E(X^2) - [E(X)]^2 = 62.5 - (-2.5)^2 = 62.5 - 6.25 = 56.25$$

Schließlich berechnen wir die Standardabweichung als Quadratwurzel der Varianz:

$$\sqrt{V(X)} = \sqrt{56.25} = 7.5 \text{ Euro}$$

Diese Werte zeigen uns, dass wir im Durchschnitt 2.5 Euro verlieren und dass die Standardabweichung 7.5 Euro beträgt, was eine erhebliche Schwankung um den Erwartungswert darstellt.

5.4 Die Hypergeometrische Verteilung

Die hypergeometrische Verteilung ist ein wichtiges Modell in der Wahrscheinlichkeitstheorie und beschreibt die Wahrscheinlichkeit für eine bestimmte Anzahl an Erfolgen in einer Ziehung ohne Zurücklegen aus einer endlichen Population.

Der Begriff *Hypergeometrisch* stammt aus der Mathematik und bezieht sich auf die Beziehung zwischen mehreren geometrischen Objekten. In diesem Kontext bezieht es sich auf die Beziehung zwischen der Anzahl der Erfolge, der Anzahl der Ziehungen und der Größe der Population.

Die hypergeometrische Verteilung wird unter den folgenden Bedingungen verwendet:

- Die Population oder Grundgesamtheit ist endlich.
- Es gibt nur zwei mögliche Ausgänge für jedes Ereignis (Erfolg oder Misserfolg).
- Die Ziehungen sind ohne Zurücklegen, was bedeutet, dass jedes gezogene Objekt nicht in die Population zurückkehrt.

Die Wahrscheinlichkeitsfunktion der hypergeometrischen Verteilung wird in der Form eines Quotienten von Binomialkoeffizienten dargestellt. Diese Form gibt die Anzahl der Möglichkeiten an, k Erfolge aus K möglichen zu ziehen und $n - k$ Misserfolge aus $N - K$ möglichen zu ziehen, geteilt durch die Gesamtzahl der Möglichkeiten, n Objekte aus N zu ziehen. Die Formel ist:

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

Example 5.4.1 (Faule Äpfel aus einem Korb ziehen)

Wir betrachten ein Experiment, bei dem drei Äpfel aus einem Korb mit 10 Äpfeln, darunter 3 faule Äpfel, gezogen werden. Die Äpfel werden nach dem Ziehen nicht zurückgelegt. Wir sind interessiert an der Wahrscheinlichkeit, bei allen drei Zügen einen faulen Apfel zu ziehen.

In dieser Situation haben wir eine Gesamtpopulation von $N = 10$ Äpfeln, wovon $K = 3$ Äpfel faul sind. Die Anzahl der Ziehungen beträgt $n = 3$.

Die Wahrscheinlichkeit, bei allen drei Zügen einen faulen Apfel zu ziehen, ergibt sich dann durch Einsetzen dieser Werte in die Formel für die hypergeometrische Verteilung:

$$P(X = 3) = \frac{\binom{K}{3} \cdot \binom{N-K}{n-3}}{Nn} = \frac{\binom{3}{3} \cdot \binom{10-3}{3-3}}{103} = 0.008\bar{3} = 0.8\bar{3}\%$$

Dies bedeutet, dass die Wahrscheinlichkeit, dass alle drei gezogenen Äpfel faul sind, bei etwa 0.8% liegt. Der Erwartungswert μ für die Anzahl der faulen Äpfel, die wir ziehen, berechnet sich allgemein durch

$$\mu = E(X) = \frac{n \cdot K}{N} = \frac{3 \cdot 3}{10} = 0.9$$

Dies bedeutet, dass wir im Durchschnitt 0.9 faule Äpfel ziehen würden, wenn wir das Experiment viele Male wiederholen würden.

5.5 Die Binomialverteilung

Die Binomialverteilung ist eine diskrete Wahrscheinlichkeitsverteilung, die sich aus der Betrachtung einer Serie von unabhängigen und gleichverteilten Zufallsexperimenten ableitet. Jedes dieser Experimente, auch als Bernoulli-Versuche bezeichnet, hat genau zwei mögliche Ergebnisse: *Erfolg* (mit einer Wahrscheinlichkeit p) und *Fehlgeschlag* (mit einer Wahrscheinlichkeit $1 - p$).

Die Binomialverteilung gibt nun die Wahrscheinlichkeit dafür an, dass bei n solcher unabhängigen Experimente genau k Erfolge auftreten. Die Herleitung der Binomialverteilung folgt aus der Kombinatorik: Die Anzahl der Möglichkeiten, genau k Erfolge in n Versuchen zu erzielen, entspricht der Anzahl der Kombinationen von n Elementen, die k enthalten, multipliziert mit der Wahrscheinlichkeit, genau diese Kombination zu erhalten.

Mathematisch ausgedrückt lässt sich die Wahrscheinlichkeit $P(X = k)$, bei n Versuchen genau k Erfolge zu erzielen, durch die Binomialverteilung wie folgt darstellen:

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

Eine andere Möglichkeit, eine diskrete Wahrscheinlichkeitsverteilung zu beschreiben, ist die Angabe ihrer Wahrscheinlichkeitsfunktion, welche die Menge aller Paare $(k, P(X = k))$, also:

$$P(k) := \begin{cases} \mathbb{N} & \rightarrow [0; 1] \\ k & \rightarrow \binom{n}{k} p^k (1 - p)^{n-k} \end{cases}$$

Die Binomialverteilung hat eine breite Anwendung in der Statistik und in verschiedenen Fachbereichen. Beispiele dafür sind die Modellierung von Zufallsexperimenten, in denen die Anzahl der Erfolge in einer festen Anzahl von unabhängigen Bernoulli-Versuchen von Interesse ist, oder die Modellierung von Wahrscheinlichkeiten in der Qualitätskontrolle, im Risikomanagement und in der genetischen Forschung.

5.5.1 Maßzahlen und Verteilungsfunktion

Ein wesentlicher Vorteil der Binomialverteilung liegt in der Einfachheit ihrer Maßzahlen. Insbesondere lassen sich der Erwartungswert und die Varianz direkt aus den Parametern der Verteilung berechnen.

Der Erwartungswert $E(X)$ einer Binomialverteilung ist einfach das Produkt aus der Anzahl der Versuche n und der Erfolgswahrscheinlichkeit p :

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

Dies ergibt sich direkt aus der Definition des Erwartungswertes als gewichteter Durchschnitt aller möglichen Werte, wobei die Gewichtung durch die jeweilige Wahrscheinlichkeit erfolgt. Bei der Binomialverteilung ist die Wahrscheinlichkeit für jeden Versuch gleich p , daher ergibt sich der Erwartungswert direkt als Produkt aus der Anzahl der Versuche und der Erfolgswahrscheinlichkeit.

Ähnlich verhält es sich mit der Varianz $V(X)$, die die erwartete quadratische Abweichung vom Erwartungswert misst. Für eine Binomialverteilung kann die Varianz einfach als

$$V(X) = n \cdot p \cdot (1 - p)$$

berechnet werden. Dies ergibt sich aus der Tatsache, dass die Varianz einer Binomialverteilung die Summe der Varianzen der einzelnen Bernoulli-Versuche ist, von denen jeder eine Varianz von $p \cdot (1 - p)$ hat.

Die kumulative Verteilungsfunktion $F(x)$ einer diskreten Zufallsvariablen ist definiert als die Summe der Wahrscheinlichkeiten für alle Werte kleiner oder gleich x . In der Praxis bedeutet dies, dass man die Wahrscheinlichkeiten aller einzelnen Ereignisse bis zu einem bestimmten Wert x addiert. Für die Binomialverteilung ergibt sich daher:

$$F(x) = \sum_{i=0}^x P(X = i)$$

5.5.2 Gegenereignis

Das Konzept des *Gegenereignisses* spielt eine wichtige Rolle in der Wahrscheinlichkeitstheorie. Das Gegenereignis zu einem Ereignis A in einem Wahrscheinlichkeitsraum ist das Ereignis, dass A *nicht* eintritt. Es wird oft mit \bar{A} oder A' bezeichnet.

Im Kontext der Binomialverteilung kann das Gegenereignis besonders nützlich sein. Angenommen, wir sind an der Wahrscheinlichkeit $P(X \geq k)$ für eine Zufallsvariable X interessiert, die binomialverteilt ist. Direkt diese Wahrscheinlichkeit zu berechnen kann umständlich sein, da es das Aufsummieren der Wahrscheinlichkeiten für viele verschiedene Ergebnisse erfordert.

An dieser Stelle kann das Gegenereignis ins Spiel kommen. Beachten wir, dass das Ereignis $\{X \geq k\}$ das Gegenereignis zu $\{X < k\}$ ist. Mit anderen Worten, entweder X ist größer oder gleich k , oder X ist kleiner als k ; es gibt keine andere Möglichkeit. Daher gilt:

$$P(X \geq k) = 1 - P(X < k).$$

Da $P(X < k)$ die Wahrscheinlichkeit ist, dass X einen Wert annimmt, der kleiner ist als k , müssen wir nur die Wahrscheinlichkeiten für weniger Ergebnisse addieren, was oft einfacher ist.

Es ist wichtig zu beachten, dass dieses Prinzip nicht nur für die Binomialverteilung gilt, sondern für alle Wahrscheinlichkeitsverteilungen. Die Verwendung von Gegenereignissen ist eine mächtige Technik in der Wahrscheinlichkeitstheorie und kann oft dazu beitragen, Berechnungen erheblich zu vereinfachen.

5.6 Poissonverteilung

Die *Poissonverteilung* ist eine diskrete Wahrscheinlichkeitsverteilung, die Ereignisse beschreibt, die selten eintreten und unabhängig von der Zeit sind. Sie ist nach dem französischen Mathematiker Siméon Denis Poisson benannt, der sie im Kontext der Modellierung der Anzahl der Todesfälle infolge von Pferdetritten in der Preußischen Armee eingeführt hat.

5.6.1 Herleitung und Beziehung zur Binomialverteilung

Die Poisson-Verteilung kann als Grenzfall der Binomialverteilung für $n \rightarrow \infty$ und $np = \lambda$ (eine feste Zahl) aufgefasst werden. Dies entspricht der Situation, in der wir eine sehr große Anzahl von unabhängigen Bernoulli-Versuchen durchführen, bei denen die Wahrscheinlichkeit für *Erfolg* sehr klein, die durchschnittliche Anzahl von Erfolgen jedoch endlich ist.

5.6.2 Wahrscheinlichkeitsfunktion

Die Wahrscheinlichkeitsfunktion der Poisson-Verteilung ist gegeben durch:

$$P(X = k) = \frac{\mu^k}{k!} e^{-\mu},$$

für $k \in \mathbb{N}_0 = 0, 1, 2, \dots$. Hierbei ist μ der Erwartungswert und die Varianz der Verteilung, und e ist die Basis des natürlichen Logarithmus.

Example 5.6.1 (Poisson-Verteilung Anwendungsbeispiel)

Angenommen, wir haben eine Website mit durchschnittlich 5 Besuchern pro Stunde.

Dies ist unser Erwartungswert $\mu = 5$.

Wir möchten die Wahrscheinlichkeit berechnen, dass genau 7 Besucher in einer bestimmten Stunde auf die Website kommen.

$P(X = k)$ die Wahrscheinlichkeit, dass k Besucher in einer Stunde auf die Website kommen.

μ ist die durchschnittliche Anzahl von Besuchern pro Stunde.

k ist die Anzahl der Ereignisse, für die wir die Wahrscheinlichkeit berechnen möchten (In diesem Fall 7 Besucher).

e ist die Basis des natürlichen Logarithmus (ungefähr 2.71828).

Wir können die Wahrscheinlichkeit für $k = 7$ Besucher in einer Stunde wie folgt berechnen:

$$P(X = 7) = \frac{5^7}{7!} e^{-5} \approx 0.104$$

5.6.3 Erwartungswert und Varianz

Für die Poisson-Verteilung gilt, dass der Erwartungswert und die Varianz gleich sind, das heißt $E(X) = \text{Var}(X) = \mu$. Dies liegt an der Eigenschaft des Poisson-Prozesses, bei dem die Ereignisse unabhängig voneinander auftreten, mit einer festen durchschnittlichen Rate λ .

5.6.4 Poisson-Prozess

Die Poisson-Verteilung wird oft verwendet, um den *Poisson-Prozess* zu modellieren, ein Modell für eine Serie von Ereignissen, die unabhängig mit einer konstanten durchschnittlichen Rate auftreten. Beispiele für solche Prozesse sind die Anzahl von Anrufen in einem Callcenter in einem bestimmten Zeitraum oder die Anzahl von Fehlern in einem Computercode.

Die Poisson-Verteilung ist in vielen Bereichen von Bedeutung, einschließlich der Warteschlangentheorie, der Zuverlässigkeitstheorie und der Ereignisdatenanalyse.