

Fahrradvermietungen

Prognosemodell

Marcel Albers, Koen Loogman, Jacques Peluso und Steffen Seegler

2024-08-30

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	2
1.1	Aufgabenstellung	2
1.2	Zielsetzung	2
1.3	Aufbau der Arbeit	2
2	Explorative Datenanalyse und Datenvorverarbeitung	3
2.1	Variablenübersicht	4
2.2	Vermietungen	4
2.3	Einfuehrungsphase	5
2.4	Jahreszeit	7
2.5	Wetter	9
2.6	Arbeitstag	11
2.7	Temperatur	13
2.8	Windgeschwindigkeit	15
2.9	Luftfeuchtigkeit	17
2.10	Entfernen von Ausreißern in den Daten	19
2.11	Preprocessing der Daten	20
2.12	Preprocessing Ergebnisse	23
3	Methodenbeschreibung	24
3.1	Modellauswahl	24
3.2	Modellierung	24
3.3	Variablen	25
4	Anwendung, Ergebnis und Vorhersage	26
4.1	Modell mit den Daten trainieren	26
4.1.1	Base-Line Modell	26
4.1.2	Unser Modell	28
4.2	Modell zur Vorhersage anwenden	30
5	Zusammenfassung	32

1 Einleitung

1.1 Aufgabenstellung

Für die Vermietung von Fahrrädern sind verschiedene Aspekte ausschlaggebend. In dem Fall des vorliegenden Szenarios sind diese Einflussfaktoren, die potentiell erklärenden Variablen Einführungsphase, Jahreszeit, Wetter, Arbeitstag, Temperatur, Windgeschwindigkeit und Luftfeuchtigkeit. Die Ausprägung dieser wurden von früheren Vermietungen in einem Datensatz gespeichert. Um künftige Fahrradvermietungen vorhersagen zu können, müssen die Zusammenhänge zwischen den genannten Variablen ermittelt und in einem Modell festgehalten werden. Ein zweiter Datensatz, der Anwendungsdatensatz, dient als Grundlage für den Performancetest.

1.2 Zielsetzung

Ziel der Arbeit ist es, ein Modell zu entwickeln, welches die Zielvariable \hat{y}_n für die gegebenen Anwendungsdaten x_n voraussagt. Die Zielvariable beschreibt hierbei die Anzahl an täglichen Fahrradvermietungen. Basis der Modellierung bilden die Trainingsdaten x, y . Die Bewertung von diesem Wert findet mithilfe des mittleren absoluten Fehlers - MAE (mean absolute error) statt. Der MAETest ist möglichst klein zu halten. Wie häufig wird eine Fahrradvermietung täglich stattfinden?

1.3 Aufbau der Arbeit

In dieser Arbeit wurden die Kapitel im Rahmen von Gruppenarbeiten und nicht durch individuelle Bearbeitung erstellt.

Das nachfolgende Kapitel 2 *Explorative Datenanalyse und Datenverarbeitung* befasst sich mit der detaillierten Beschreibung des vorliegenden Datensatzes und der Analyse von diesem. Hierbei werden die Zusammenhänge von verschiedenen Konstellationen der Einflussfaktoren betrachtet. Des Weiteren findet eine Datenaufbereitung statt, die für die spätere Verarbeitung der Daten in den Modellen notwendig ist. Im darauf folgenden Kapitel 3, der *Methodenbeschreibung*, wird die Auswahl der Modelle und die Funktionsweise dieser erläutert. Nach dem Training des Modells, wird dieses angewendet, die Ergebnisse aufgeführt, diese betrachtet und eine Vorhersage getroffen. Die *Zusammenfassung* der Arbeit stellt die Ergebnisse dar und führt diese als abschließendes Kapitel zusammen.

2 Explorative Datenanalyse und Datenvorverarbeitung

Für die Explorative Datenanalyse und die darauf folgenden Schritte werden sowohl Anwendungs-/ als auch Trainingsdaten aus den zur Verfügung gestellten csv Dateien gelesen.

```
# Load data
raw.application <- here("data", "raw", "anwendung.csv") |> read.csv2()
raw.dataset <- here("data", "raw", "train.csv") |> read.csv2()

# Show the structure of the data
str(raw.application)
```

```
'data.frame':  200 obs. of  7 variables:
 $ einfuehrungsphase : chr  "Nein" "Ja" "Nein" "Ja" ...
 $ jahreszeit         : chr  "Frühling" "Sommer" "Sommer" "Herbst" ...
 $ wetter             : chr  "Gut" "Gut" "Nicht gut" "Nicht gut" ...
 $ arbeitstag        : chr  "Nein" "Nein" "Ja" "Ja" ...
 $ temperatur         : num  5.39 24.9 25.51 15.3 16.72 ...
 $ windgeschwindigkeit: num  15.57 13.55 6.43 12.56 9.64 ...
 $ luftfeuchtigkeit  : num  46.1 55.6 60.3 83.2 52.6 ...
```

```
str(raw.dataset)
```

```
'data.frame':  500 obs. of  8 variables:
 $ einfuehrungsphase : chr  "Nein" "Nein" "Nein" "Nein" ...
 $ jahreszeit         : chr  "Sommer" "Sommer" "Winter" "Frühling" ...
 $ wetter             : chr  "Nicht gut" "Gut" "Gut" "Gut" ...
 $ arbeitstag        : chr  "Ja" "Ja" "Ja" "Ja" ...
 $ temperatur         : num  23.7 26.5 4.6 12.9 23.8 ...
 $ windgeschwindigkeit: num  15.2 10.2 10.2 25.8 11.9 ...
 $ luftfeuchtigkeit  : num  73.6 44 58.5 50 82.3 ...
 $ vermietungen       : int  4127 8173 3783 5557 3350 4709 4609 5117 1851 2494 ...
```

Der vorliegende Datensatz ist in zwei Teildatenmengen ohne fehlende Werte aufgeteilt. Diese umfassen meteorologische und temporale Informationen, die in einem strukturierten Format bereitgestellt wurden. Die Gesamtdatenmenge bildet sich aus den Anwendungsdaten, bestehend aus 200 Beobachtungen und 7 Variablen und den Trainingsdaten, bestehend aus 500 Beobachtungen und 8 Variablen. Die ersten 7 Variablen der Datensätze sind formal deckungsgleich. Die zusätzliche Variable des Trainingsdatensatzes enthält die Zielvariable, die durch die Modellierung angenähert wird.

2.1 Variablenübersicht

- *Einführungsphase*: Nominalskalierte, kategorische Variable mit den Ausprägungen “Ja” und “Nein”.
- *Jahreszeit*: Ordinalskalierte, kategorische Variable mit vier Ausprägungen Frühling, Sommer, Herbst und Winter.
- *Wetter*: Ordinalskalierte, kategorische Variable mit den Hauptausprägungen “Gut” und “Nicht gut”, sowie “Schlecht”.
- *Arbeitstag*: Nominalskalierte, kategorische Variable mit den Ausprägungen “Ja” und “Nein”.
- *Temperatur*: Intervallskalierte, stetig, metrische Variable, die die Temperatur in Grad Celsius angibt.
- *Windgeschwindigkeit*: Verhältnisskalierte, stetig, metrische Variable, die die Windgeschwindigkeit in km/h misst.
- *Luftfeuchtigkeit*: Verhältnisskalierte, stetig, metrische Variable, die die relative Luftfeuchtigkeit in Prozent angibt.
- *Vermietungen*: Verhältnisskalierte, diskret, metrische Variable und gibt die Anzahl der Vermietungen als Ganzzahl an.

2.2 Vermietungen

```
stats.vermietungen <- fav_stats(raw.dataset$vermietungen)
stats.vermietungen
```

min	Q1	median	Q3	max	mean	sd	n	missing
23	2825.25	4514.5	5871.75	8715	4416.606	1989.573	500	0

```
gf_dhistogram(~ vermietungen, data=raw.dataset) |>
  gf_dens(linewidth = 1, color = "blue")
```

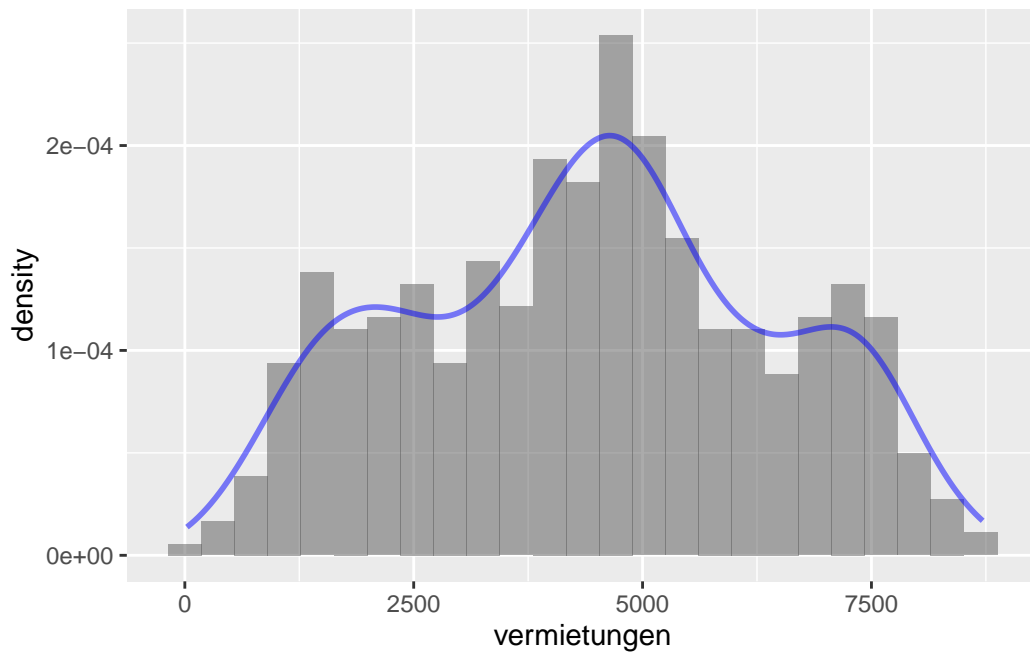


Abbildung 1: Häufigkeitsverteilung der Vermietungen

Die Analyse der Häufigkeitsverteilung der Vermietungen in Abbildung 1 zeigt eine Verteilung mit einem Hauptpeak und zwei kleineren Peaks, die links und rechts von diesem liegen. Diese Verteilung weist eine unimodale Struktur auf, wobei die kleineren Peaks auf Variationen innerhalb der Daten hinweisen. Dieses Muster kann durch die unterschiedlichen Einflüsse der Variablen im Datensatz verursacht werden, welche die Vermietungszahlen beeinflussen. Diese werden in dem folgenden Absatz näher betrachtet.

2.3 Einfuehrungsphase

```
counts.einfuehrungsphase <- tally(~ einfuehrungsphase, data=raw.dataset)
gf_bar(~ einfuehrungsphase, data=raw.dataset)
```

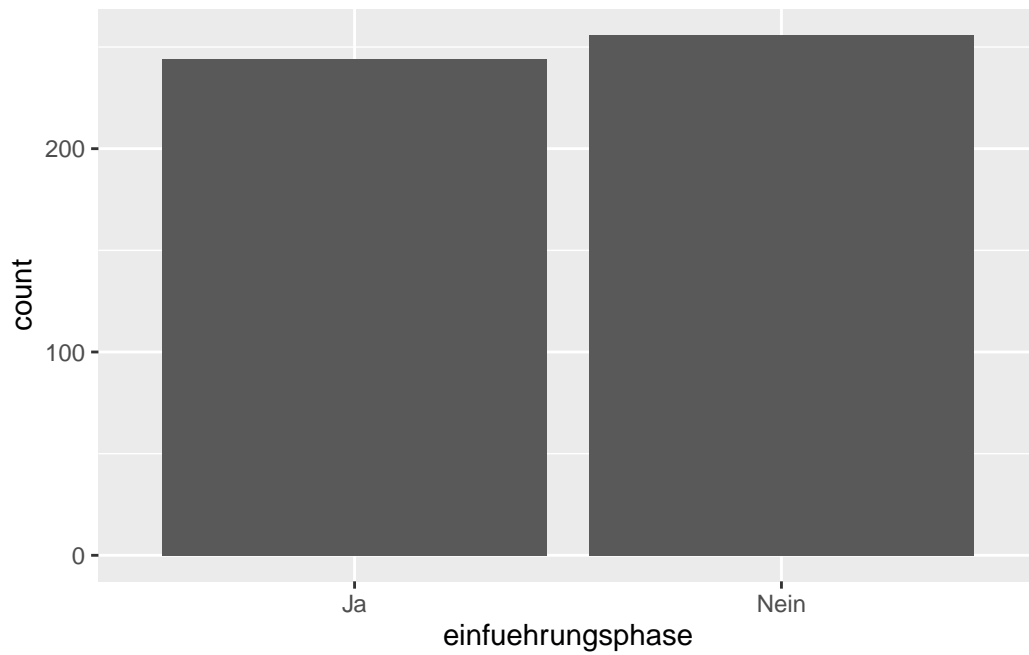


Abbildung 2: Häufigkeitsverteilung der Einfuehrungsphase

Der erste zu untersuchende Einflussfaktor ist die kategoriale Variable “Einführungsphase” und deren Verteilung. Beide Kategorien “Ja” und “Nein” haben eine ähnliche Anzahl von Einträgen (“Ja”=244, “Nein”=256). Insgesamt zeigt die Verteilung in [Abbildung 2](#), dass es keinen signifikanten Unterschied in der Anzahl der Einträge zwischen den beiden Kategorien gibt.

```
gf_boxplot(vermietungen ~ einfuehrungsphase, data=raw.dataset)
```

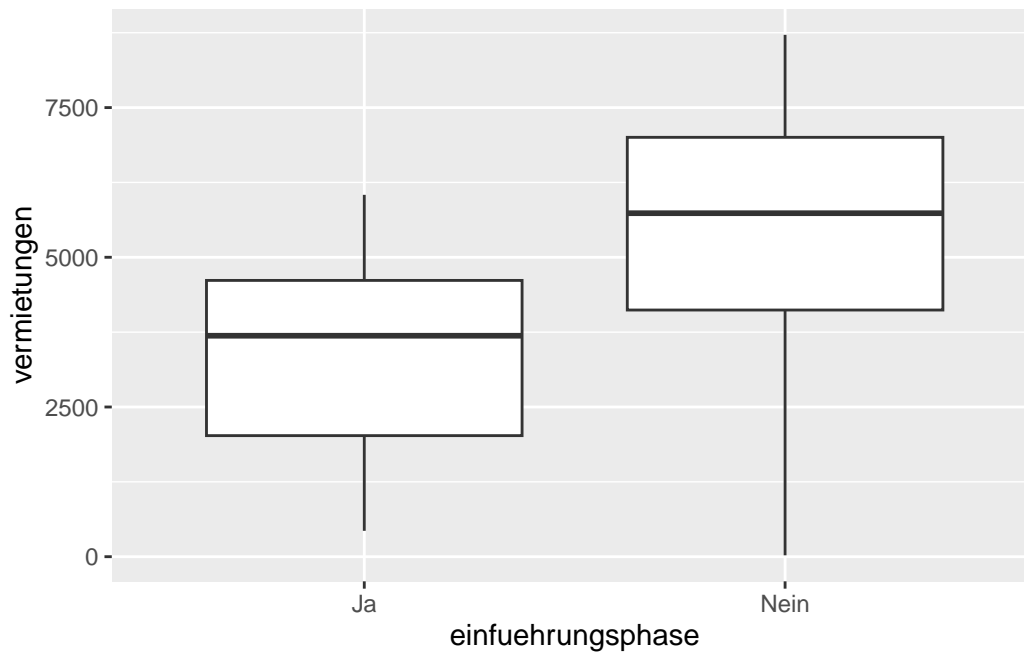


Abbildung 3: Vermietungen in Abhängigkeit zur Einfuehrungsphase

Der Boxplot in Abbildung 3 veranschaulicht die Verteilung der Vermietungen im Kontext der Einführungsphase und zeigt mehrere wesentliche Aspekte auf. Der Median der Vermietungen ist in der Gruppe ohne Einführungsphase (“Nein”) höher als in der Gruppe mit Einführungsphase (“Ja”). Dies weist auf eine größere zentrale Tendenz der Vermietungen hin, wenn keine Einführungsphase vorliegt. Zudem ist der Interquartilsabstand (IQR) in der Gruppe ohne Einführungsphase ebenfalls größer, was auf eine erhöhte Streuung der Daten in dieser Gruppe hindeutet. Beide Gruppen zeigen keine auffälligen Ausreißer, da alle Datenpunkte innerhalb der Whisker liegen. Insgesamt sind die Vermietungen in der Gruppe ohne Einführungsphase höher, was durch die Position der Box und der Whisker im Boxplot deutlich wird.

2.4 Jahreszeit

```
counts.jahreszeit <- tally(~ jahreszeit, data=raw.dataset)
gf_bar(~ jahreszeit, data=raw.dataset)
```

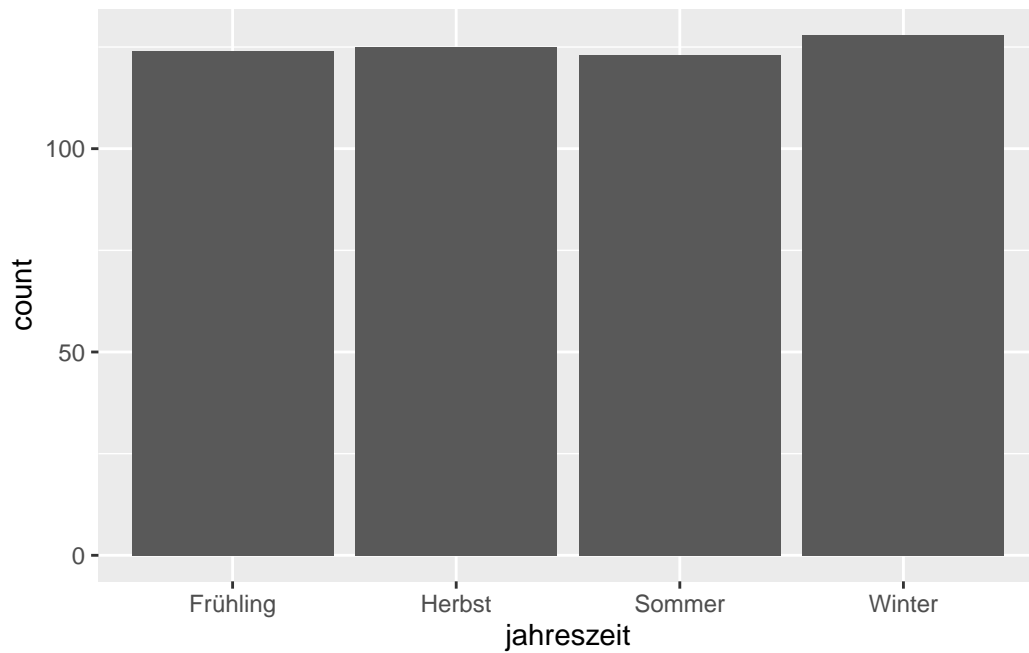


Abbildung 4: Häufigkeitsverteilung der Jahreszeit

Die Häufigkeit der Vorkommen über die verschiedenen Jahreszeiten hinweg ist weitgehend gleichmäßig verteilt, wie in [Abbildung 4](#) zu sehen ist. Dies bedeutet, dass es keine signifikanten Unterschiede oder ausgeprägte Schwankungen in der Anzahl der Vorkommen zu verschiedenen Zeiten des Jahres gibt.

```
gf_boxplot(vermietungen ~ jahreszeit, data=raw.dataset)
```

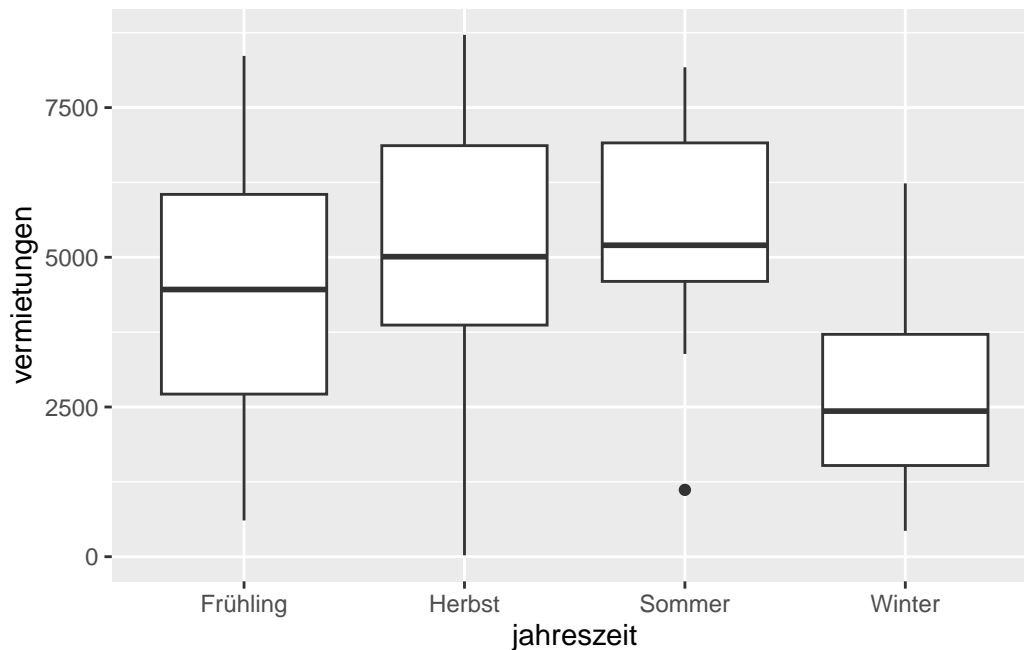



Abbildung 5: Vermietungen in Abhängigkeit zur Jahreszeit

Der Boxplot in Abbildung 5 zeigt, dass im Frühling und Herbst die Verteilungen der Vermietungen ähnlich sind, wobei beide Jahreszeiten relativ große Interquartilsabstände aufweisen. Dies deutet auf eine breite Streuung der Daten in diesen Perioden hin. Die Medianwerte sind in beiden Fällen hoch, sodass die Vermietungsaktivität in diesen Jahreszeiten stark vertreten ist. Im Sommer bleibt die Verteilung ähnlich, aber es gibt einen Anstieg im Medianwert, was darauf hinweist, dass die Vermietungen in dieser Jahreszeit tendenziell etwas höher sind. Der Winter hingegen zeigt eine deutliche Verringerung der Vermietungszahlen, wie durch den niedrigeren Median und den geringeren Interquartilsabstand ersichtlich ist. Die geringere Variabilität im Winter deutet darauf hin, dass die Anzahl der Vermietungen in dieser Jahreszeit relativ konstant auf einem niedrigen Niveau sind.

Der Boxplot in Abbildung 5 zeigt auch, dass es für Sommer einen auffälligen Eintrag mit einer Anzahl Vermietungen von unter 2500 gibt, der potenziell als Ausreiser gilt.

2.5 Wetter

```
counts.wetter <- tally(~ wetter, data=raw.dataset)
gf_bar(~ wetter, data=raw.dataset)
```

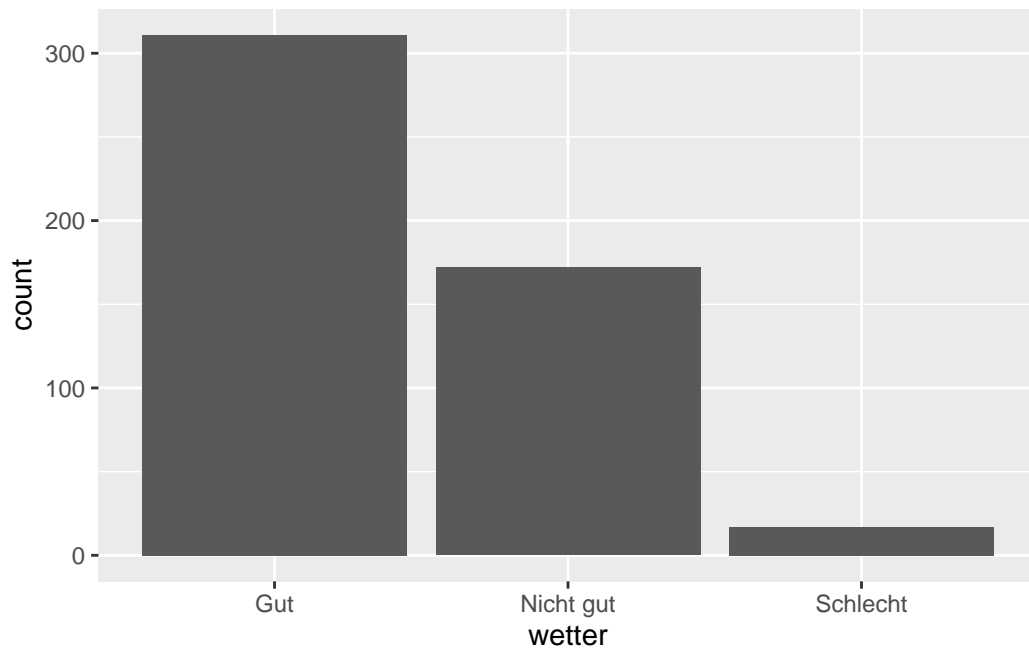


Abbildung 6: Häufigkeitsverteilung vom Wetter

Das Balkendiagramm in Abbildung 6 illustriert die Häufigkeit der Wetterkategorien “Gut”, “Nicht gut” und “Schlecht”. Die Kategorie “Gut” weist mit 311 die höchste Anzahl von Beobachtungen auf. Mit 172 liegt die Kategorie “Nicht gut” in der Mitte, mit etwa der Hälfte der Anzahl der Ausprägung “Gut”, was zeigt, dass solche Wetterbedingungen weniger häufig sind, aber dennoch häufiger als “Schlecht” vorkommen. Die Kategorie “Schlecht” verzeichnet mit 17 die geringste Anzahl von Beobachtungen und tritt somit am seltensten auf.

Dies zeigt ein deutlich vermehrtes Auftreten guten Wetters, während schlechtes Wetter selten ist. “Nicht gut” liegt in einer mittleren Anzahl, was die Variabilität der Wetterbedingungen verdeutlicht, jedoch mit einer klaren Präferenz für gutes Wetter.

```
gf_boxplot(vermietungen ~ wetter, data=raw.dataset)
```

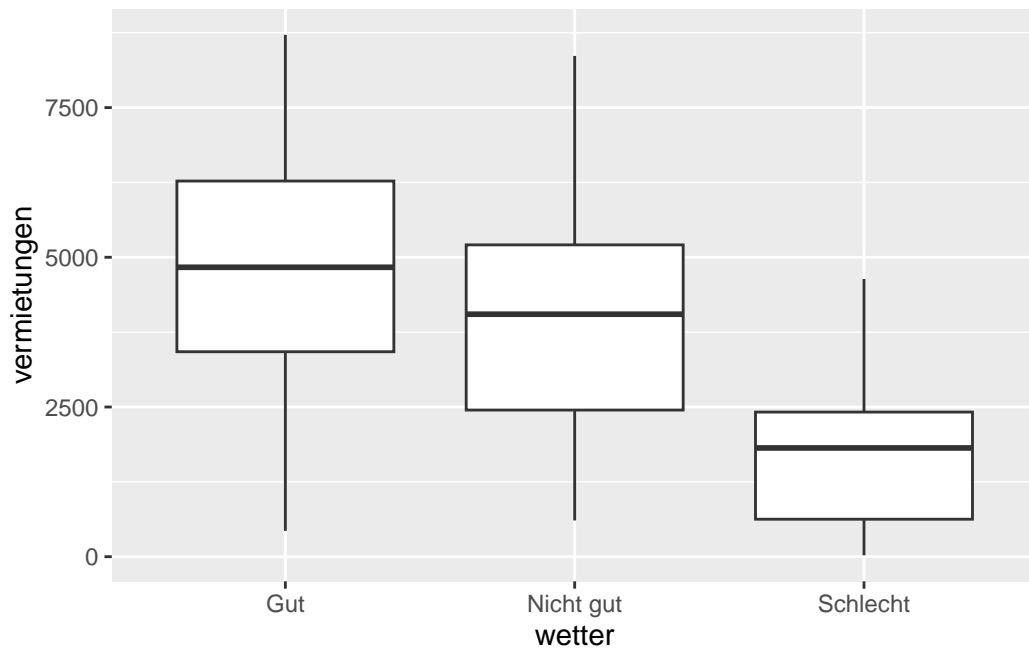


Abbildung 7: Vermietungen in Abhängigkeit zum Wetter

Die Boxplots in Abbildung 7 zeigen, mit einem Median knapp unter 5000 und einer breiten Streuung, dass die Vermietungszahlen bei gutem Wetter am höchsten sind. Bei “Nicht gut” liegt der Median, mit geringerer Streuung, geringfügig niedriger. Die Vermietungszahlen sind bei schlechtem Wetter, mit einem Median unter 2500 und einer kleineren Streuung, deutlich niedriger. Gutes Wetter führt demnach zu der höchsten und variabelsten Anzahl der Vermietungen, während schlechtes Wetter mit deutlich geringerer Nachfrage verbunden ist.

2.6 Arbeitstag

```
counts.arbeitstag <- tally(~ arbeitstag, data=raw.dataset)
gf_bar(~ arbeitstag, data=raw.dataset)
```

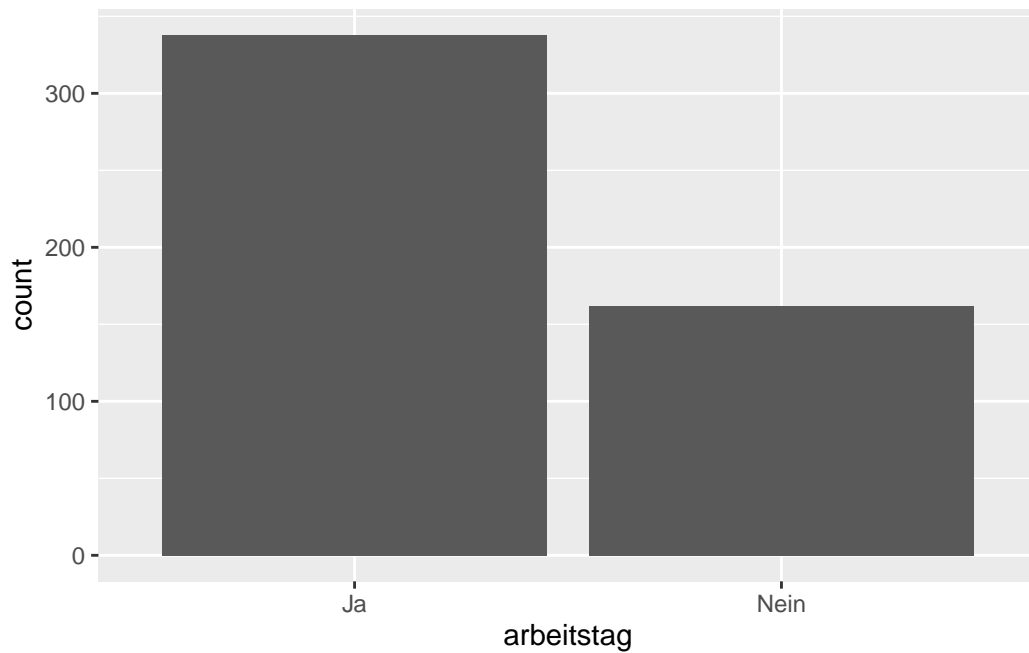


Abbildung 8: Häufigkeitsverteilung vom Arbeitstag

Das Diagramm in [Abbildung 8](#) zeigt, dass die meisten Beobachtungen (338) an Arbeitstagen gesammelt wurden, was darauf hindeutet, dass diese Tage in dem zugrunde liegenden Datensatz häufiger beobachtet wurden als Nicht-Arbeitstage. Vermietungen werden demnach häufiger an Arbeitstagen als an Nicht-Arbeitstagen wie Wochenenden, Feiertagen oder in den Ferien durchgeführt.

```
gf_boxplot(vermietungen ~ arbeitstag, data=raw.dataset)
```

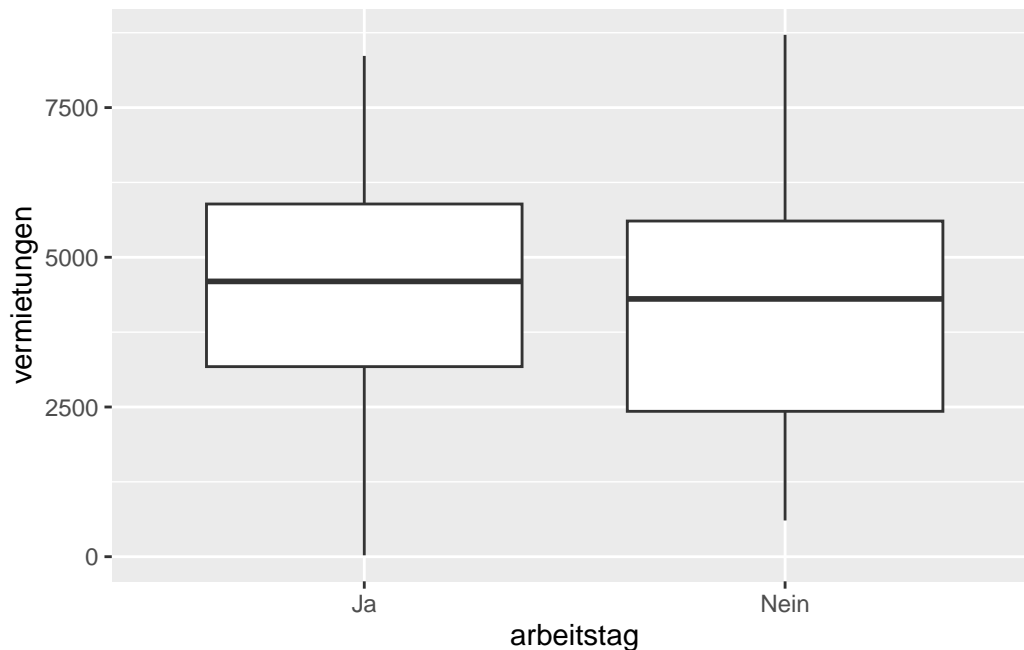


Abbildung 9: Vermietungen in Abhängigkeit zum Arbeitstag

Der Boxplot in Abbildung 9 zeigt, dass der Median der Vermietungen an Arbeitstagen etwas niedriger als an Nicht-Arbeitstagen ist. Der Interquartilsabstand (IQR) ist in beiden Fällen ähnlich, was darauf hindeutet, dass die Streuung der mittleren 50% der Daten an beiden Tagen vergleichbar ist. Die Whisker erstrecken sich in ähnlicher Weise, was auf eine vergleichbare Spannweite der Daten hinweist. Die Verteilungen sind relativ symmetrisch, da die Mediane etwa in der Mitte der Boxen liegen. Zudem gibt es keine offensichtlichen Ausreißer, da keine Punkte außerhalb der Whisker zu sehen sind. Schlussfolgernd lässt sich dazu sagen, dass die Vermietungen an Arbeitstagen und Nicht-Arbeitstagen ähnliche Verteilungen aufweisen, wobei die Medianwerte an Nicht-Arbeitstagen geringfügig höher sind.

2.7 Temperatur

```
stats.temperatur <- fav_stats(raw.dataset$temperatur)
stats.temperatur
```

min	Q1	median	Q3	max	mean	sd	n	missing
-3.59	7.4825	15.21	23.02	33.83	15.03484	8.778967	500	0

```
gf_dhistogram(~ temperatur, data=raw.dataset) |>
  gf_dens(linewidth = 1, color = "blue")
```

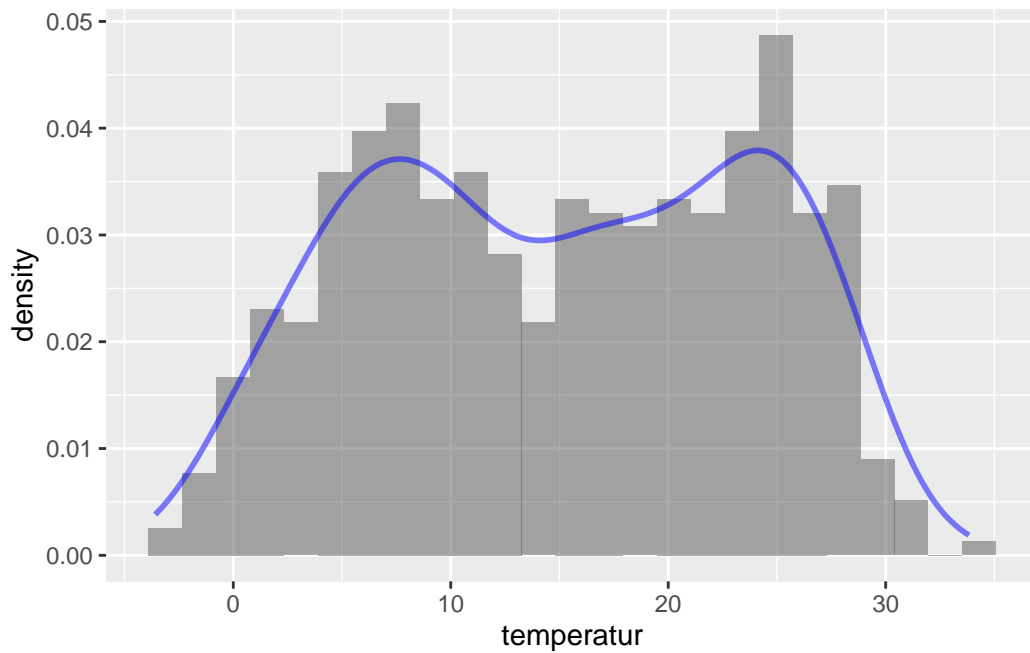


Abbildung 10: Häufigkeitsverteilung der Temperatur

Das Histogramm in Abbildung 10 zeigt, dass die Temperatur eine bimodale Verteilung der Daten aufweist, mit zwei Häufigkeitsspitzen bei etwa 8°C und 24°C. Die bimodale Verteilung deutet darauf hin, dass diese Temperaturbereiche am häufigsten auftreten. Die Dichte nimmt an den Rändern, insbesondere bei Temperaturen unter 5°C und über 24°C, deutlich ab, was auf seltenere extreme Temperaturen hinweist. Insgesamt zeigt die Verteilung eine Konzentration der Temperaturen in zwei unterschiedlichen Bereichen, was saisonalen Schwankungen entspricht.

```
gf_point(vermietungen ~ temperatur, data=raw.dataset) |>  
  gf_smooth(method = "loess")
```

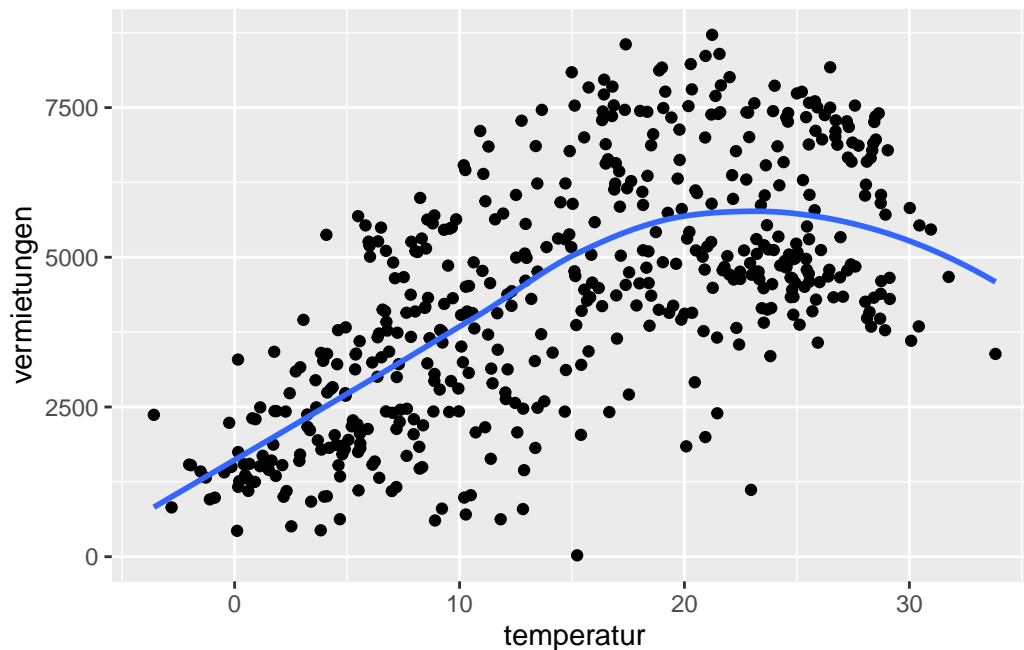


Abbildung 11: Vermietungen in Abhängigkeit zur Temperatur

Die Abhängigkeit zwischen der Temperatur und der Anzahl der Vermietungen in Abbildung 11 zeigt einen anfänglichen Anstieg der Vermietungszahlen mit zunehmender Temperatur, wobei ein Maximum bei etwa 20°- 25°C erreicht wird. Jenseits dieses Temperaturwertes nimmt die Anzahl der Vermietungen trotz weiter steigender Temperaturen ab. Dies legt nahe, dass gemäßigte Temperaturen zwischen 20-25°C optimal für Vermietungen sind, während höhere Temperaturen tendenziell eine negative Auswirkung auf die Nachfrage haben könnten.

2.8 Windgeschwindigkeit

```
stats.windgeschwindigkeit <- fav_stats(raw.dataset$windgeschwindigkeit)
stats.windgeschwindigkeit
```

min	Q1	median	Q3	max	mean	sd	n	missing
1.49	8.9575	11.91	15.6925	34.41	12.86882	5.358726	500	0

```
gf_dhistogram(~ windgeschwindigkeit, data=raw.dataset) |>
  gf_dens(linewidth = 1, color = "blue")
```

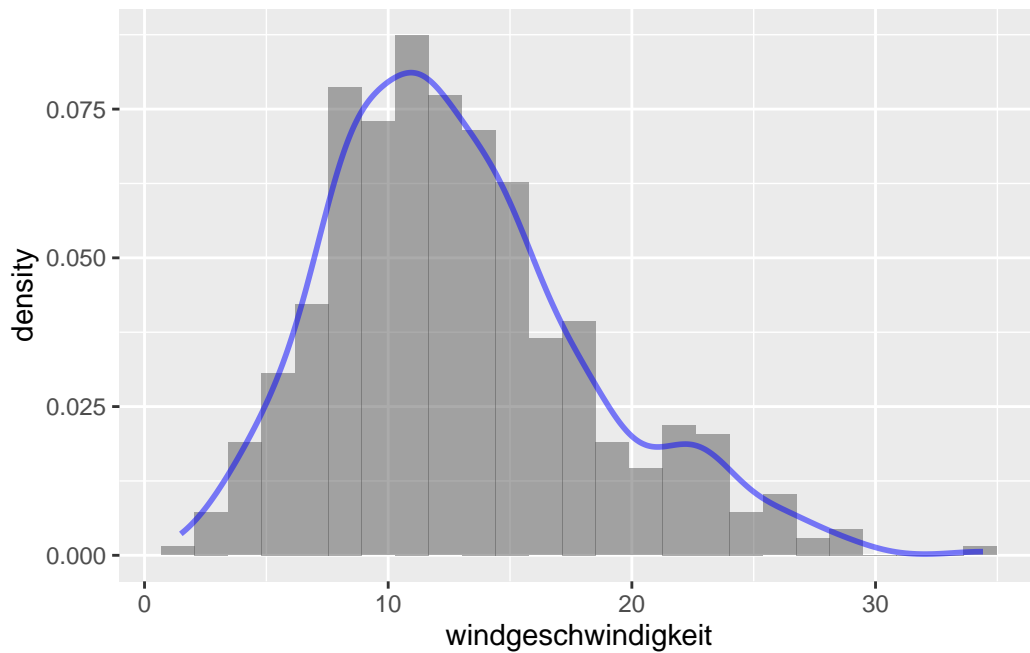


Abbildung 12: Häufigkeitsverteilung der Windgeschwindigkeit

Die Verteilung der Windgeschwindigkeiten in Abbildung 12 weist einen deutlichen Gipfel bei etwa 11 km/h auf und stellt damit die häufigste Windgeschwindigkeit in den Daten dar. Abseits dieses Wertes nimmt die Dichte der Verteilung ab. Höhere Windgeschwindigkeiten treten seltener auf. Die Verteilung ist leicht rechtsschief, was darauf hindeutet, dass extrem hohe Windgeschwindigkeiten weniger häufig sind, aber dennoch vorkommen.

```
gf_point(vermietungen ~ windgeschwindigkeit, data=raw.dataset) |>  
  gf_smooth(method = "loess")
```

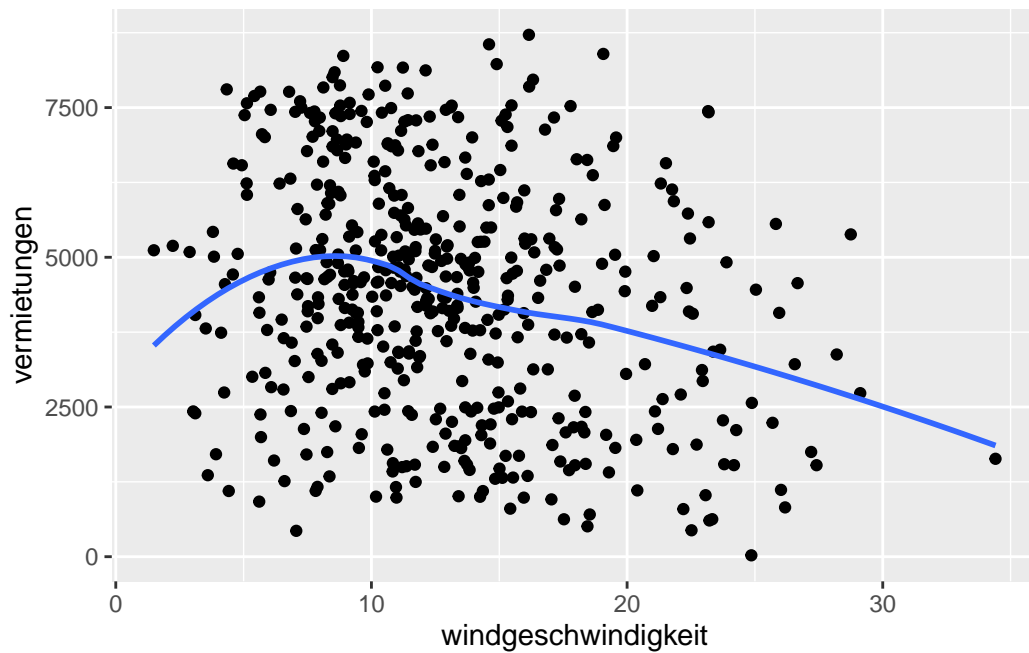



Abbildung 13: Vermietungen in Abhängigkeit zur Windgeschwindigkeit

Die Glättungslinie im Punktdiagramm zur Abhängigkeit der Vermietungen zur Windgeschwindigkeit in Abbildung 13 verdeutlicht den Trend der Daten und zeigt, dass die Anzahl der Vermietungen zunächst mit zunehmender Windgeschwindigkeit steigt. Ab einem bestimmten Punkt beginnt sie jedoch wieder zu sinken.

2.9 Luftfeuchtigkeit

```
stats.luftfeuchtigkeit <- fav_stats(raw.dataset$luftfeuchtigkeit)
stats.luftfeuchtigkeit
```

min	Q1	median	Q3	max	mean	sd	n	missing
3.88	50.935	62.345	74.015	103.61	62.38542	15.46771	500	0

```
gf_dhistogram(~ luftfeuchtigkeit, data=raw.dataset) |>
  gf_dens(linewidth = 1, color = "blue")
```

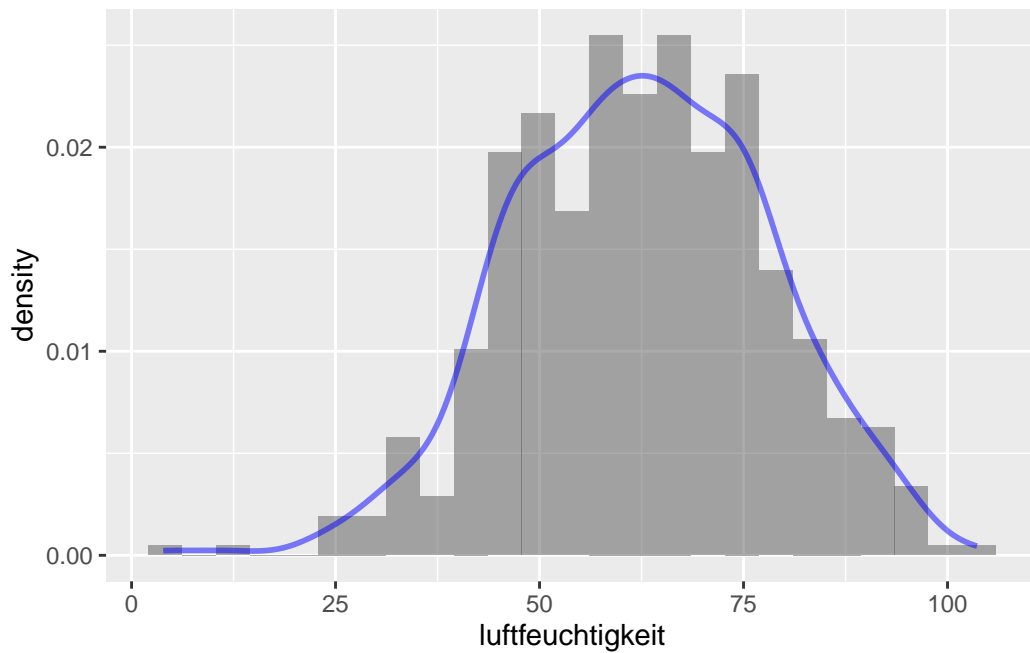


Abbildung 14: Häufigkeitsverteilung der Luftfeuchtigkeit

Das Histogramm in Abbildung 14 zeigt die Verteilung der Luftfeuchtigkeitsdaten in Prozent, mit einem Minimum von 3.88% und einem Maximum von 103.61%. Das Maximum von 103.61% scheint hierbei ein fehlerhafter Wert zu sein, da Luftfeuchtigkeitswerte ein Höchstwert von 100 erreichen können. Der Mittelwert und der Median liegen bei 62.38542% und 62.345%. Im Gesamten ergibt sich hierbei eine Normalverteilung mit einer moderaten Streuung um den Mittelwert.

```
gf_point(vermietungen ~ luftfeuchtigkeit, data=raw.dataset) |>
  gf_smooth(method = "loess")
```

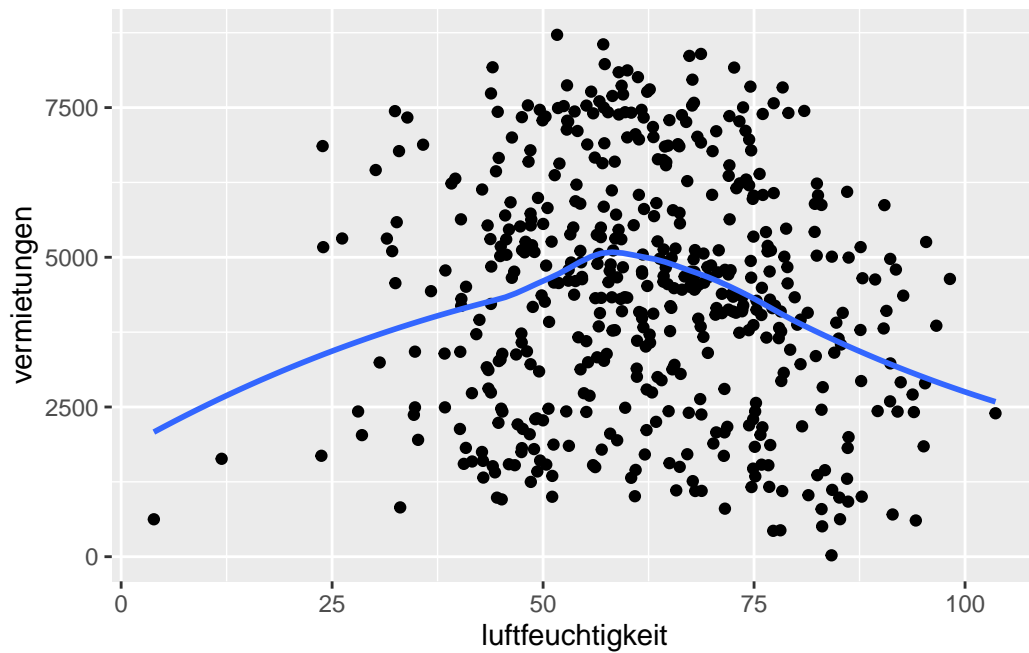


Abbildung 15: Vermietungen in Abhängigkeit zur Luftfeuchtigkeit

Der höchste Punkt der Trendlinie im Punktdiagramm in Abbildung 15 befindet sich ungefähr im Bereich einer Luftfeuchtigkeit von 50 bis 60, was darauf hindeutet, dass dieser Bereich optimal für die meisten Vermietungen ist.

2.10 Entfernen von Ausreißern in den Daten

In Kapitel 2.9 und Kapitel 2.4 wurde festgestellt, dass der Eintrag mit einer Luftfeuchtigkeit von 103.61% fehlerhaft ist und ein Eintrag für die Jahreszeit Sommer mit einer Anzahl Vermietungen von unter 2500 potenziell als Ausreiser gilt. Diese Einträge werden im folgenden aus den Daten entfernt.

```
# Remove wrong data
clean.raw.dataset <- raw.dataset[raw.dataset$luftfeuchtigkeit <= 100, ]
clean.raw.dataset <- clean.raw.dataset[
  !(
    clean.raw.dataset$jahreszeit == "Sommer" &
    clean.raw.dataset$vermietungen <= 2500
  ),
]

# Update affected stats / counts
stats.luftfeuchtigkeit <- fav_stats(clean.raw.dataset$luftfeuchtigkeit)
counts.jahreszeit <- tally(~ jahreszeit, data=clean.raw.dataset)
```

2.11 Preprocessing der Daten

Folgend wird für die Aufbereitung des Datensatz eine Funktion definiert, die systematisch in mehreren Schritten die Vorverarbeitung durchgeführt. Diese sind notwendig für die Optimierung der Daten, um anschließend das neuronale Netz zu trainieren.

Zunächst wird eine Kopie des ursprünglichen Datensatzes erstellt. Dies dient dem Zweck, die Originaldaten unverändert zu lassen und eine nicht-destruktive Bearbeitung zu ermöglichen. Diese Vorgehensweise stellt sicher, dass die Integrität der Ausgangsdaten während der Verarbeitung erhalten bleibt und bei Bedarf auf die Originaldaten zurückgegriffen werden kann.

Im nächsten Schritt erfolgt die binäre Kodierung der Variablen “einfuehrungsphase” und “arbeitstag”. Hierzu wird ein Mapping von “Nein” zu 0 und “Ja” zu 1 definiert (nishantkumana5i 2023).

Anschließend wird die Variable “wetter” ordinal kodiert. Die Werte “Schlecht”, “Nicht gut” und “Gut” werden in die numerischen Werte 0, 1 und 2 überführt. Diese Kodierung reflektiert die natürliche Reihenfolge der Kategorien, um die hierarchische Beziehung zwischen den Kategorien zu berücksichtigen (nishantkumana5i 2023).

Für die Variable “jahreszeit” wird die One-Hot-Kodierung verwendet. Mithilfe der Funktion `model.matrix` werden für jede Kategorie der “jahreszeit”-Variable separate binäre Spalten erstellt. Hierdurch wird ermöglicht, dass jede Kategorie der Variable in einer eigenen Spalte dargestellt wird, wobei der Wert 1 angibt, dass die Kategorie zutrifft, die Ausprägung 0, dass sie nicht zutrifft. Die ursprüngliche “jahreszeit”-Spalte wird nach der Kodierung entfernt, um Redundanz zu vermeiden und den Datensatz zu bereinigen (nishantkumana5i 2023).

Die Variablen “temperatur” und “windgeschwindigkeit” werden über Min-Max Scaling normalisiert und entsprechend in den Wertebereich von 0 bis 1 überführt (nishantkumana5i 2023). Bei dieser Berechnung ist es wichtig, für die Vorhersagen mit zum Zeitpunkt des Training unbekannten Messdaten die gleichen Min-Max Werte zu verwenden, damit es zu keiner Verzerrung bei dem Ergebnis des Preprocessings kommt und das Modell diese richtig interpretiert.

Bei der “luftfeuchtigkeit” handelt es sich um die Prozentwerte, die wir durch das Teilen durch 100 in den Wertebereich von 0 bis 1 skalieren.

```
preprocess <- function(dataset) {  
  # Make a copy of the data  
  dataset.copy <- dataset  
  
  # Encode einfuehrungsphase and arbeitstag (binary encoding)  
  yn_mapping <- c("Nein" = 0, "Ja" = 1)  
  dataset.copy$einfuehrungsphase <- yn_mapping[  
    as.character(dataset$einfuehrungsphase)  
  ]  
  dataset.copy$arbeitsstag <- yn_mapping[
```

```

    as.character(dataset$arbeitsstag)
  ]

  # Encode wetter (ordinal encoding)
  wetter_mapping <- c("Schlecht" = 0, "Nicht gut" = 1, "Gut" = 2)
  dataset.copy$wetter <- wetter_mapping[
    as.character(dataset$wetter)
  ]

  # Encode jahreszeit (one-hot encoding)
  encoded_jahreszeit <- as.data.frame(
    model.matrix(~ jahreszeit - 1, dataset)
  )

  # Add the new columns to the encoded data frame and remove the old column
  dataset.copy <- dataset.copy |>
    select(-jahreszeit)
  dataset.copy <- cbind(encoded_jahreszeit, dataset.copy)

  # Min/max scale temperatur
  dataset.copy$temperatur = (
    dataset.copy$temperatur - stats.temperatur$min
  ) / (
    stats.temperatur$max - stats.temperatur$min
  )

  # Min/max scale windgeschwindigkeit
  dataset.copy$windgeschwindigkeit = (
    dataset.copy$windgeschwindigkeit - stats.windgeschwindigkeit$min
  ) / (
    stats.windgeschwindigkeit$max - stats.windgeschwindigkeit$min
  )

  # Scale luftfeuchtigkeit
  dataset.copy$luftfeuchtigkeit <- dataset.copy$luftfeuchtigkeit / 100

  return(dataset.copy)
}

```

Anschließend werden die Rohdaten sowohl für Anwendungen als auch für den Datensatz vorverarbeitet. Die vorverarbeiteten Daten werden in den Variablen *application* und *dataset* gespeichert.

Der Datensatz wird folgend für das Training von neuronale Netze mit Keras vorbereitet. Die Features werden aus dem vorverarbeiteten Datensatz *dataset* extrahiert, indem die

Spalte *vermietungen* ausgeschlossen wird, während die Zielvariable *vermietungen* separat ausgewählt wird.

```
# Preprocess the data
application <- preprocess(raw.application)
dataset <- preprocess(clean.raw.dataset)

# Prepare the data for nn training
dataset_features <- dataset |> select(-vermietungen)
dataset_labels <- dataset |> select(vermietungen)
```

Für den Split der Daten in Train und Test Daten wird zunächst ein Zufallszahlengenerator mit dem Wert 69 initialisiert, um die Reproduzierbarkeit der Ergebnisse sicherzustellen. Der Datensatz wird dann in einen Trainings- und einen Testsatz aufgeteilt. Diese Aufteilung erfolgt zufällig, wobei 80 % der Daten für das Training und 20 % für den Test verwendet werden. Dies wird durch die Funktion *sample()* erreicht, die eine logische Vektorreihe erzeugt, die angibt, welche Zeilen in den Trainingssatz (*train.raw.dataset* und *train.dataset*) und welche in den Testsatz (*test.raw.dataset* und *test.dataset*) aufgenommen werden sollen. Schließlich werden die Features und Labels sowohl für den Trainings- als auch für den Testsatz getrennt gespeichert, indem die entsprechenden Zeilen aus den vorverarbeiteten Feature- und Labeldatensätzen ausgewählt werden.

```
# Make this example reproducible
set.seed(69)

# Use 80% of dataset for training and 20% for testing
dataset.split <- sample(
  c(TRUE, FALSE),
  nrow(dataset),
  replace=TRUE,
  prob=c(0.8, 0.2)
)

train.raw.dataset = clean.raw.dataset[dataset.split, ]
test.raw.dataset = clean.raw.dataset[!dataset.split, ]

train.dataset = dataset[dataset.split, ]
test.dataset = dataset[!dataset.split, ]

train.dataset_features = dataset_features[dataset.split, ]
train.dataset_labels = dataset_labels[dataset.split, ]
test.dataset_features = dataset_features[!dataset.split, ]
test.dataset_labels = dataset_labels[!dataset.split, ]
```

2.12 Preprocessing Ergebnisse

Um die Auswirkungen der Vorverarbeitung zu veranschaulichen, wird der Anfang des ursprünglichen Datensatzes *raw.dataset* und des vorverarbeiteten Datensatzes *dataset* mit der Funktion *head()* angezeigt. Dies ermöglicht einen direkten Vergleich der Daten vor und nach der Vorverarbeitung.

```
# Data before preprocessing  
head(clean.raw.dataset)
```

	einfuehrungsphase	jahreszeit	wetter	arbeitstag	temperatur
1	Nein	Sommer	Nicht gut	Ja	23.69
2	Nein	Sommer	Gut	Ja	26.48
3	Nein	Winter	Gut	Ja	4.60
4	Nein	Frühling	Gut	Ja	12.94
5	Ja	Herbst	Nicht gut	Nein	23.82
6	Ja	Sommer	Nicht gut	Ja	22.99

	windgeschwindigkeit	luftfeuchtigkeit	vermietungen
1	15.19	73.61	4127
2	10.24	44.02	8173
3	10.24	58.51	3783
4	25.82	50.01	5557
5	11.90	82.32	3350
6	8.38	68.01	4709

```
# Data after preprocessing  
head(dataset)
```

	jahreszeitFrühling	jahreszeitHerbst	jahreszeitSommer	jahreszeitWinter
1	0	0	1	0
2	0	0	1	0
3	0	0	0	1
4	1	0	0	0
5	0	1	0	0
6	0	0	1	0

	einfuehrungsphase	wetter	arbeitstag	temperatur	windgeschwindigkeit
1	0	1	1	0.7290219	0.4161604
2	0	2	1	0.8035810	0.2657959
3	0	2	1	0.2188669	0.2657959
4	0	2	1	0.4417424	0.7390644
5	1	1	0	0.7324960	0.3162211
6	1	1	1	0.7103153	0.2092953

	luftfeuchtigkeit	vermietungen
1	0.7361	4127

2	0.4402	8173
3	0.5851	3783
4	0.5001	5557
5	0.8232	3350
6	0.6801	4709

Nach der Vorverarbeitung sind die Anzahl Variablen von 8 auf 11 gewachsen, alle nominalskalierten Variablen sind mit Zahlen repräsentiert und die meisten Variablen liegen in einem Wertebereich von null bis eins. Die vorverarbeiteten Daten können somit ohne weitere Anpassungen für das Training von einem neuronalen Netz oder auch anderen Modellarten verwendet werden.

3 Methodenbeschreibung

3.1 Modellauswahl

Damit die Performance, hier durch den MAE, des Vorhersage-Modells bewertet werden kann, wird zuvor ein weiteres, zweites Modell erstellt. Hierbei wird ein lineares Modell als Vergleichs-Modell gewählt. Durch das simple Base-Line Modell, steht für den Vergleich ein einfaches und schnell zu trainierendes Modell zur Verfügung, welches auf Grund des Aufbaus einen geringen Ressourcen Bedarf hat. Dargestellt wird hierbei jedoch lediglich ein linearer Zusammenhang, der gegebenenfalls nicht ausreichend die Realität abbildet, wodurch es zu einem erhöhten MAE kommen kann (Sauer 2019). Dies wird in den nachfolgenden Kapiteln bezüglich der Anwendung der Modelle betrachtet.

Das Vorhersage-Modell basiert, im Gegensatz zum Vergleichs-Modell, auf einem neuronalen Netz. Dieses Netz wird aufgrund seiner höheren Komplexität eingesetzt, um den MAE signifikant zu verringern. Dies wird vor allem dadurch ermöglicht, dass das neuronale Netz in der Lage ist, von dem linearen Zusammenhang abzuweichen. In realen Szenarien existieren oft keine einfachen linearen Beziehungen zwischen den Variablen, weshalb das neuronale Netz, diese Beziehung erkennen und somit präzisere Vorhersagen liefern kann (Sonnet 2022).

Ein weiterer Aspekt für die Auswahl des neuronalen Netzes ist die Gewichtung der Variablen im Modell. Während des Trainings passt das Netz die Gewichte der einzelnen Ergebnisse so an, dass die relevanten Zusammenhänge aus dem Trainingsdatensatz effektiv in das Modell eingebunden werden. Auf diese Weise trägt das Netz dazu bei, dass wichtige Korrelationen zwischen den Variablen erkannt und festgehalten werden (IBM n.d.).

3.2 Modellierung

Durch die Modellierung eines Vorhersage-Modells, für die Vermietung von Fahrrädern, kann ein Ausschnitt der Wirklichkeit betrachtet und nach Ermittlung von Regelmäßigkeiten auf andere Daten angewendet werden. Hierbei ist zu beachten, dass das Modell und somit

auch die Zielvariable als Annäherung an die Wirklichkeit verzerrt oder falsch sein können. Dies kann passieren, da nicht die ganze Gesamtheit der Daten zum Trainieren des Modells genutzt wird (Sauer 2019). Wie bereits im vorherigen Abschnitt beschrieben, wird bei der nachfolgenden Ausarbeitung ein lineares Regressions-Modell und ein Neuronales Netz trainiert und angewendet.

Das lineare Regressions-Modell stellt den Zusammenhang zwischen der abhängigen Variable “Vermietung” und den im Datensatz vorhandenen unabhängigen Variablen dar. Dieses Zusammenhang ist, sofern vorhanden linear. Das Modell wird genutzt, um einen Trend abzubilden, der es ermöglicht, Vorhersagewerte für Kombinationen von Variablen aus dem Trainingsdatensatz zu ermitteln. Um die Genauigkeit des Modells zu bewerten, wird der MAE berechnet (Sauer 2019).

Die Modellierung des neuronalen Netzes ist komplexer als das Base-Line Modell. Die einzelnen Neuronen in den nachfolgend erklärten Schichten, haben immer jeweils eine Verbindung zu allen Neuronen der folgenden Schicht. Es besteht aus einer Eingabeschicht, dem so genannten Inputlayer. Hier werden die zu betrachtenden Werte in das Netz geladen. Bei dem vorliegenden Datensatz sind dies die zehn Variablen. Nachfolgende Schichten im neuronalen Netz sind die versteckten Schichten, die Hiddenlayer. Diese verarbeiten die Werte aus der vorherigen Schicht. Von der Schicht der Hiddenlayer liegen zwei vor. Nach der Verarbeitung werden die Werte in die letzte Schicht, der Outputlayer, übertragen. In dem vorliegenden Anwendungsfall, gibt es für diese Schicht ein Neuron. Es wird ausgegeben, ob eine Vermietung stattfindet oder nicht. Die Verarbeitung in diesem Netzwerk findet von der Inputlayer zum Outputlayer statt und die Ergebnisse werden lediglich an die nächste Ebene weitergegeben. Dadurch liegt ein Feedforward neuronales Netz vor, da die Daten in Vorwärtsrichtung fließen. (Awan 2023) Das zu erstellende Modell wird 5000 Mal trainiert um die Gewichtungen und somit die Ergebnisse zu optimieren. Damit eine Optimierung möglich ist, werden die besten Gewichte der einzelnen Durchgänge gespeichert. Um das Modell vor Overfitting, also der Überanpassung auf den Trainingsdatensatz, zu schützen, wird eine Dropout-Rate gesetzt. Diese sperrt je Durchlauf zufällig einen angegebenen Prozentsatz an Neuronen je Layer, die somit temporär nicht trainiert werden. Somit wird ein gleichmäßiges Training gewährleistet (Sonnet 2022).

3.3 Variablen

Die Grundlage für die Modellierung bilden die zur Verfügung gestellten Daten. Diese Daten liegen, wie im vorherigen Kapitel zur *Explorativen Datenanalyse und Datenvorverarbeitung* beschrieben, in Form verschiedener Attribute mit unterschiedlichen Ausprägungen vor. Um diese Daten für die Modellierung nutzbar zu machen, wurde ein Preprocessing durchgeführt, bei dem die Daten für die weitere Verarbeitung angepasst und bereinigt wurden. Diese vorverarbeiteten Daten wurden anschließend separat von den Originaldaten gespeichert, um sicherzustellen, dass nur die bereinigten und angepassten Variablen in der Modellierung verwendet werden. In der nachfolgenden Modellierungsphase werden ausschließlich diese verarbeitenden Datensätze verwendet. Für beide Modelle, dem Base-Line Modell und dem neuronalen Netz, wurden sämtliche verfügbaren Attribute verwendet, um die Modelle zu trainieren. Das neuronale Netzwerk gewichtet hierbei die Relevanz der einzelnen Variablen,

um die bestmögliche Annäherung an die Beziehungen in den vorliegenden Trainingsdaten zu finden (Sonnet 2022).

Die Auswahl der Variablen innerhalb des Codes der zu trainierenden Modelle ist dynamisch gestaltet. Das bedeutet, dass das Hinzufügen neuer oder das Entfernen bestehender Attribute keine Anpassung des Codes erfordert. Dadurch bleibt die Modellierung und das Training flexibel gegenüber Änderungen im Datensatz.

4 Anwendung, Ergebnis und Vorhersage

4.1 Modell mit den Daten trainieren

4.1.1 Base-Line Modell

Um die Leistungsfähigkeit unseres Modells folgend adäquat zu bewerten, wird ein Vergleichsmaßstab in Form eines Base-Line Modells definiert, der eine sinnvolle Interpretation der erzielten Ergebnisse ermöglicht. Die bloße Aussage, dass das Modell “gute Ergebnisse” liefert, bleibt sonst ohne Kontext und Bezugspunkt. Um dies zu konkretisieren, wird ein grundlegendes Referenzmodell betrachtet, der als Ausgangspunkt dient. Die Vorhersagegüte des Modells kann anschließend anhand des Mean Absolute Error (MAE) bewertet und mit dem des neuronalen Netzes verglichen werden (Nielsen 2019).

Um die Vorhersagegüte des neuronalen Netzes bestimmen zu können, wird zunächst das Base-Line Modell in Form einer linearen Regression erstellt, bei dem die Zielvariable von allen verfügbaren Prädiktoren im Trainingsdatensatz abhängt. Die Vorhersagegüte des Modells kann folgend anhand des Mean Absolute Error (MAE) bewertet und mit dem des neuronalen Netzes ins Verhältnis gesetzt werden.

```
# Train a simple lm on all the data
result.base <- list()
result.base$model <- lm(vermietungen ~ ., data = train.raw.dataset)
result.base$model$name <- "Model.Base"
result.base$model$neurons <- "nv"
result.base$model$dropr <- "nv"
summary(result.base$model)
```

Call:

```
lm(formula = vermietungen ~ ., data = train.raw.dataset)
```

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-3062.66	-474.18	25.49	537.77	2175.18

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t)
(Intercept)	3019.996	302.751	9.975	< 2e-16 ***
einfuhrungsphaseNein	2061.837	89.891	22.937	< 2e-16 ***
jahreszeitHerbst	637.492	132.829	4.799	2.28e-06 ***
jahreszeitSommer	-257.758	170.373	-1.513	0.131120
jahreszeitWinter	-693.963	153.715	-4.515	8.43e-06 ***
wetterNicht gut	-450.416	119.801	-3.760	0.000196 ***
wetterSchlecht	-1821.848	285.051	-6.391	4.73e-10 ***
arbeitstagNein	-134.127	95.627	-1.403	0.161535
temperatur	123.055	9.836	12.511	< 2e-16 ***
windgeschwindigkeit	-39.740	9.030	-4.401	1.40e-05 ***
luftfeuchtigkeit	-9.764	4.084	-2.391	0.017276 *

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 875.6 on 387 degrees of freedom

Multiple R-squared: 0.8053, Adjusted R-squared: 0.8003

F-statistic: 160.1 on 10 and 387 DF, p-value: < 2.2e-16

```
# Calculate the MAE to compare models
result.base$mae <- mae(
  test.raw.dataset$vermietungen,
  predict(result.base$model, newdata = test.raw.dataset)
)
result.base$mae
```

[1] 623.8114

Die Residuen reichen von -3641,3 bis 2384,8, wobei der Median nahe bei 0 liegt (-3,4). Dies deutet darauf hin, dass das Modell die Daten gut mittelt, obwohl einige Abweichungen auftreten. Die Variable *einfuhrungsphaseNein* hat den stärksten positiven Effekt auf die Vermietungen (2057,883), was darauf schließen lässt, dass die Vermietungen signifikant höher sind, wenn keine Einführungsphase vorliegt. Die Jahreszeiten zeigen unterschiedliche Effekte. Im Herbst steigen die Vermietungen signifikant (+562,431), während sie im Winter stark sinken (-765,179). Der Sommer zeigt einen leichten, aber nicht stark signifikanten Rückgang (-297,132). Wetterbedingungen spielen ebenfalls eine wichtige Rolle: Bei den Ausprägungen “Nicht gut” und “Schlecht” der Variable “Wetter” sinken die Vermietungen signifikant um -390,531 bzw. -2115,621. Die Temperatur hat einen positiven Effekt: Mit jedem Grad Anstieg erhöhen sich die Vermietungen um 120,920. Windgeschwindigkeit und Luftfeuchtigkeit haben negative Effekte auf die Vermietungen (-43,602 bzw. -10,445).

Der Multiple R-squared-Wert von 0,7975 zeigt, dass fast 80% der Variabilität in den Vermietungen durch die erklärenden Variablen im Modell erfasst wird und weist somit eine solide Anpassung des Modells auf.

Der Residual Standard Error von 903,3 zeigt, dass die durchschnittliche Abweichung der Vorhersagen vom tatsächlichen Wert etwa 903 Vermietungen beträgt.

Der F-statistic-Wert von 152,8 mit einem sehr niedrigen p-Wert ($< 2.2e-16$) betont, dass das Modell insgesamt signifikant ist und die unabhängigen Variablen eine hohe Erklärungskraft für die Variation in den Vermietungen haben.

Die lineare Regression stellt dar, dass insbesondere die Einfuhrungsphase und extreme Wetterbedingungen wie schlechtes Wetter sich stark auf die Vermietungen auswirken. Die Jahreszeiten haben ebenfalls einen signifikanten Einfluss, wobei der Winter einen deutlichen Rückgang und der Herbst einen Anstieg der Vermietungen bewirkt. Das Modell erklärt einen großen Teil der Variabilität der Vermietungen und ist damit eine solide Vorhersage.

4.1.2 Unser Modell

Zunächst wird, wie in dem Base-Line Modell, ein zufälliger Seed gesetzt (*set_random_seed(69)*), um die Reproduzierbarkeit der Ergebnisse zu gewährleisten. Zusätzlich wird die Nutzung der GPU ermöglicht, sofern diese verfügbar ist. Im Anschluss wird der Pfad für die Speicherung der Modellgewichte definiert (*checkpoint_path*), sodass das Modell während des Trainings regelmäßig gesichert werden kann.

Um eine optimale Skalierung der Eingabedaten zu gewährleisten, wird ein Normalisierungslayer (*layer_normalization*) erstellt und an die Verteilung der Features im Datensatz (*dataset_features*) angepasst. Hierdurch wird sichergestellt, dass die Eingabedaten vor dem Durchlaufen des neuronalen Netzes auf eine vergleichbare Skala gebracht werden.

Das Modell wird mit einer Eingabeschicht definiert, deren Dimensionen den Merkmalen des Datensatzes entsprechen (*input <- layer_input(shape = dim(dataset_features))*).

Das neuronale Netz selbst wird durch ein Inputlayer definiert, dessen Form durch die Anzahl der Features im Datensatz bestimmt wird. Anschließend folgt eine Sequenz von weiteren Layern, beginnend mit der Normalisierung der Eingaben. Ein Dropout-Layer mit einer Rate von 5% wird hinzugefügt, um das Modell vor Überanpassung zu schützen. Darauf folgen zwei voll verbundene Layer (*dense layers*) mit jeweils 32 Neuronen, welche die ReLU-Aktivierungsfunktion verwenden, um nicht-lineare Zusammenhänge im Datensatz zu modellieren. Die Ausgabeschicht besteht aus einem einzigen Neuron, welches die Vorhersage der Zielvariable liefert.

Das Modell wird anschließend kompiliert, wobei der Adam-Optimierer (*optimizer = 'adam'*) zur Optimierung der Gewichte verwendet wird. Als Verlustfunktion wird der mittlere quadratische Fehler (*loss = 'mse'*) eingesetzt, während der mittlere absolute Fehler (*mae*) als Metrik zur Bewertung der Modellleistung herangezogen wird. Ein Callback (*callback_model_checkpoint*) sorgt dafür, dass die Gewichte des Modells nach jeder Epoche gespeichert werden, wobei nur die besten Gewichte (gemessen an der Testleistung) gesichert werden.

Das Training des Modells erfolgt über 5000 Epochen (*epochs = 5000*) mit einer Batch-Größe von 64. Die Trainingsdaten werden in Form von Matrizen (*as.matrix(train.dataset_features)*)

bereitgestellt, und der Testdatensatz wird verwendet, um die Leistung des Modells während des Trainings zu überwachen. Nach Abschluss des Trainings werden die besten während des Trainings gespeicherten Gewichte geladen (*load_model_weights*), um sicherzustellen, dass die anschließende Evaluation auf der bestmöglichen Version des Modells basiert.

Die abschließende Bewertung des Modells erfolgt anhand der Testdaten, wobei die zuvor definierten Metriken, insbesondere der mittlere absolute Fehler, zur Beurteilung der Vorhersagegenauigkeit des Modells herangezogen werden.

```
# Adapt a normalizer on the data as we didn't normalize it yet
normalizer <- layer_normalization(axis = -1L)
normalizer |> adapt(as.matrix(dataset_features))

# Train model A
result.A <- train.nn(
  name = "Model.A",
  neurons = "32",
  dropr="5%",
  layers_hidden = \(inputs) inputs |>
    normalizer() |>
    layer_dropout(rate = 0.05) |>
    layer_dense(units = 32, activation = 'relu') |>
    layer_dense(units = 32, activation = 'relu'),
  epochs = 5000
)
results.add(result.A)

# Train model B
result.B <- train.nn(
  name = "Model.B",
  neurons = "32",
  dropr="10%",
  layers_hidden = \(inputs) inputs |>
    normalizer() |>
    layer_dense(units = 32, activation = 'relu') |>
    layer_dense(units = 32, activation = 'relu') |>
    layer_dropout(rate = 0.1),
  epochs = 5000
)
results.add(result.B)

# Train model C
result.C <- train.nn(
  name = "Model.C",
  neurons = "32",
  dropr="5%",
```

```

layers_hidden = \(inputs) inputs |>
  layer_dropout(rate = 0.05) |>
  layer_dense(units = 32, activation = 'relu') |>
  layer_dense(units = 32, activation = 'relu'),
epochs = 5000
)
results.add(result.C)

# Train model D
result.D <- train.nn(
  name = "Model.D",
  neurons = "64",
  dropr="5%",
  layers_hidden = \(inputs) inputs |>
    normalizer() |>
    layer_dropout(rate = 0.05) |>
    layer_dense(units = 64, activation = 'relu') |>
    layer_dense(units = 64, activation = 'relu'),
epochs = 5000
)
results.add(result.D)

# Train model E
result.E <- train.nn(
  name = "Model.E",
  neurons = "16",
  dropr="5%",
  layers_hidden = \(inputs) inputs |>
    normalizer() |>
    layer_dropout(rate = 0.05) |>
    layer_dense(units = 16, activation = 'relu') |>
    layer_dense(units = 16, activation = 'relu'),
epochs = 5000
)
results.add(result.E)

```

4.2 Modell zur Vorhersage anwenden

Um die Anwendung des trainierten neuronalen Netzes zur Vorhersage der Vermietungen durchzuführen, werden zunächst die Vorhersagen mit dem bereits trainierten Modell getroffen. Hierzu wird der Eingabedatensatz (*application*) in eine Matrix umgewandelt, sodass das Modell die Daten im erforderlichen Format erhält. Das neuronale Netz (*nn.model*) verarbeitet die Eingaben und generiert Vorhersagen, die in der Matrix *predictions* gespeichert werden.

Anschließend werden diese Vorhersagen in den bestehenden Datensatz (*raw.application*) integriert. Zuerst wird eine Kopie des ursprünglichen Datensatzes (*raw.application*) erstellt, um die originalen Daten unverändert zu lassen. In der Kopie (*pred.application*) wird eine neue Spalte 'vermietungen' hinzugefügt, die die berechneten Vorhersagen enthält. Dabei werden die Vorhersagewerte in ganze Zahlen (*as.integer(predictions)*) umgewandelt, bevor sie in die Spalte eingefügt werden. Hierdurch wird ein erweiterter Datensatz erstellt, der sowohl die Originaldaten als auch die vom Modell vorhergesagten Werte beinhaltet.

```
# Plot the MAE
ggplot(results, aes(x = MAE, y = Name)) +
  geom_bar(stat = "identity")

# Select best model
results <- results[order(results$MAE), ]
result.best <- get(results$Result[1])
result.best$training |> plot()
```

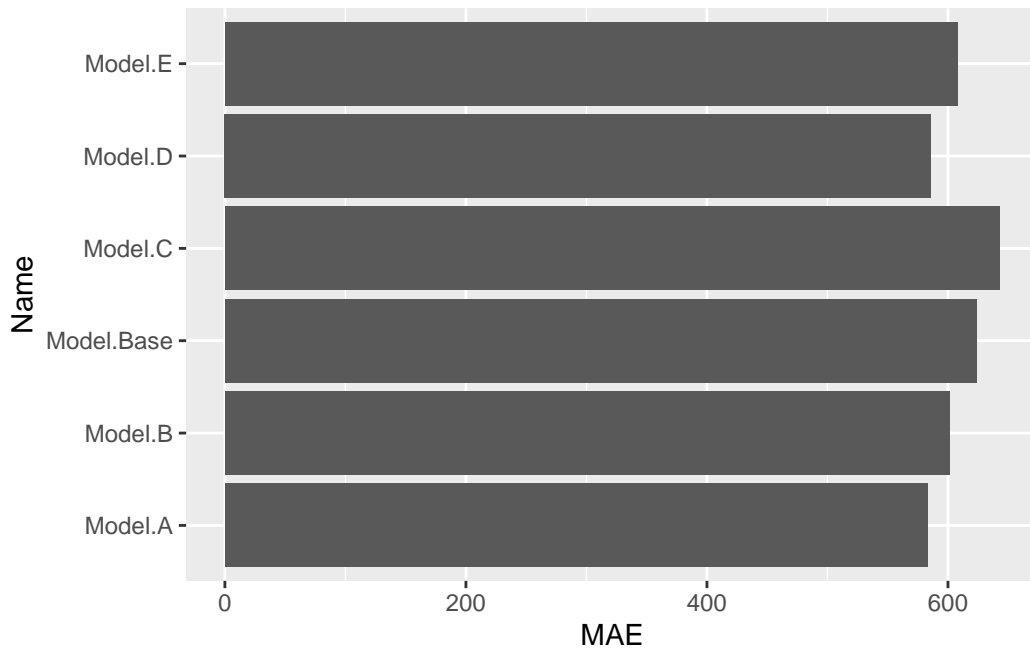


Abbildung 16: Vergleich der Modelle anhand vom Testdaten MAE

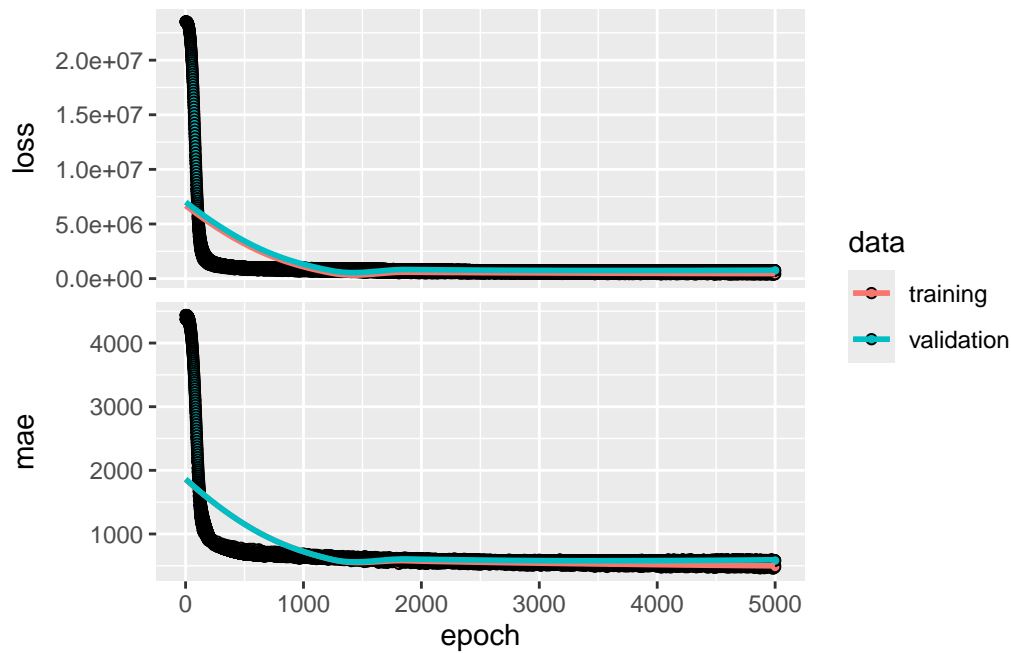


Abbildung 17: Vergleich der Modelle anhand vom Testdaten MAE

```
# Predict with the model
predictions <- result.best$model(as.matrix(application))

# Add predictions to the application
pred.application <- raw.application
pred.application$vermietungen <- as.integer(predictions)
```

Abschließend wird der erweiterte Datensatz (*pred.application*), der die Vorhersagen des Modells enthält, in eine CSV-Datei exportiert.

```
# Save results
write.csv2(pred.application$vermietungen, file = "Prognose_IhrName.csv")
```

5 Zusammenfassung

In der vorliegenden Ausarbeitung konnte ein Modell zur Vorhersage der Vermietungen in Abhängigkeit verschiedener Faktoren erarbeitet werden. Die zentrale Aufgabenstellung der vorliegenden Arbeit befasst sich damit, auf Basis verschiedener erklärenden Variablen ein Vorhersagemodell von täglichen Fahrradvermietungen zu entwickeln. Der gegebene Datensatz setzt sich aus 500 Beobachtungen mit sieben verschiedenen Variablen zusammen. Hierbei standen Variablen, wie beispielsweise Windgeschwindigkeit, Luftfeuchtigkeit, Jahreszeit, Temperatur oder generelle Wetterbedingungen zur Verfügung. Zunächst konnte

durch die explorative Datenanalyse festgestellt werden, dass die Qualität des Wetters einen signifikanten Einfluss auf die Anzahl der Fahrradvermietungen hat, hierbei begünstigt die Ausprägung “gut” die Anzahl der Vermietungen. Die Temperatur hat dementsprechend auch einen Einfluss auf die Vermietungen, hierbei befindet sich ein positiver Faktor für die Anzahl der Vermietungen im Temperaturbereich zwischen um 20-25°C, steigt die Temperatur über 25°C, nimmt die Anzahl der Vermietungen deutlich ab. Vermietungen finden eher an Arbeitstagen, als an Wochenenden, Feiertagen oder in den Ferien statt. Es wurden auch noch optimale Bereiche für andere Variablen festgestellt, diese wurden in der explorativen Datenanalyse ausführlich dargestellt. Im Anschluss an die explorativen Datenanalyse wurde die Datenvorverarbeitung vorgenommen. Dazu wurde eine Kopie des ursprünglichen Datensatzes erstellt, um diese unverändert zu lassen und die Integrität der ursprünglichen Daten zu erhalten. Anhand des Datensatzes der Verarbeitung wurden zunächst binäre Kodierungen der Variablen “einfuehrungsphase” sowie “arbeitstag” vorgenommen. Die Variable “wetter” wurde ordinal kodiert. Für die Variable “jahreszeit” war ein “one-hot-encoding” notwendig, welches für jede Ausprägung eine Spalte mit binärer Zuordnung erstellt, um eine Wertigkeit wie bei einer ordinal Kodierung, der Jahreszeiten zu vermeiden. Für die verbleibenden Variablen “temperatur” und “windgeschwindigkeit” wurde eine min-max-Skalierung zur Begrenzung des Wertebereiches vorgenommen. Für die Luftfeuchtigkeit wurde die Angabe vom prozentualen Wert auf die dezimal Schreibweise geändert, was Faktor 100 entspricht. Nach dem Preprocessing der Daten wurden zur Modellierung zwei verschiedene Modelle trainiert. Das erste Modell dient als Base-Line-Modell, welches initiale Vorhersagen treffen soll, die im späteren Verlauf als Benchmarking komplexerer Modelle dienen soll. Bei dem Base-Line-Modell handelt es sich um ein einfaches lineares Regressionsmodell, welches einen mittleren absoluten Fehler von 623.8114164 erreicht. Für das zweite Modell wurden verschiedene neuronale Netzwerke trainiert, hierbei wurden verschiedene Hyperparameter Werte getestet, um die optimale Konfiguration des neuronalen Netzwerkes sicherzustellen. Während des Trainings haben die Modelle zum overfitting tendiert, woraufhin ein dropout den Modellen hinzugefügt wurde. Das Modell mit den besten Werten der Hyperparameter war Model.A. Das Model.A hat einen MAE Wert von 583.1540527 erreicht, hierzu wurden 32 Neuronen im Input Layer verwendet, außerdem wurde eine dropout Rate von 5% genutzt. Das Base-Line-Modell erzielte moderate Werte, allerdings hat das neuronale Netz, aufgrund seiner Komplexität ein besseres Ergebnis erzielt. In einer weiteren Betrachtung des Themas könnte zur Optimierung der Hyperparameter das Verfahren (random) Gridsearch genutzt werden. Außerdem könnte zur Erkennung von längerfristigen Wirkung von zeitlichen Ereignissen auch eine Analyse der Zeitreihen Daten stattfinden, dieses könnte sich auf das Wetter des Vortages beziehen, beispielsweise: wenn das Wetter am Vortag schlecht war und die Vermietungen niedrig werden am nächsten Tag mehr/weniger Fahrräder vermietet, dafür müssten die Daten jedoch um eine Variable “Datum” erweitert werden.

6 Literatur

Hier stehen die im Text verwendeten Quellen:

- Awan, A. 2023. „Building Neural Network (NN) Models in R“. 2023. <https://www.datacamp.com/tutorial/neural-network-models-r>.
- IBM. n.d. „Neurale Netze: Überblick und Definition“. n.d. <https://www.ibm.com/de-de/topics/neural-networks>.
- Nielsen, M. 2019. „Neural Networks and Deep Learning“. 2019. <http://neuralnetworksanddeeplearning.com/>.
- nishantkumana5i. 2023. „Data Preprocessing in R“. 2023. <https://www.geeksforgeeks.org/data-preprocessing-in-r/>.
- Sauer, S. 2019. „Moderne Datenanalyse mit R: Daten einlesen, aufbereiten, visualisieren, modellieren und kommunizieren“. Springer Gabler. 2019.
- Sonnet, D. 2022. „Neuronale Netze kompakt: Vom Perceptron zum Deep Learning“. Springer Vieweg Wiesbaden. 2022.