

Faktoren des Fahrrad Verkehrs in Mannheim

Maximilian Samuel Weinhold

Economics, 6. Semester

505314

mweinhol@uni-muenster.de

Hausarbeit im Rahmen des Seminars zur

Analyse von Fahrrad-Verkehrsdaten

Sommersemester 2021

Institut für Verkehrswissenschaft

Dr. Jan Wessel

INHALTSVERZEICHNIS

1. <i>Einleitung</i>	4
2. <i>Literaturüberblick</i>	5
3. <i>Beschreibung der Daten</i>	6
3.1 EcoCounter Mannheim	7
3.2 DWD Daten	8
4. <i>Deskriptive Analyse</i>	12
4.1 Regressionsanalyse	12
4.2 negativ binomiale Regression	16
4.3 Utilitaristischer und Freizeit Verkehr	17
5. <i>Eigene Forschungsfrage</i>	20
5.1 Model Selektion	20
5.2 Fahrrad Topographie	27
6. <i>Fazit</i>	28
7. <i>Anhang</i>	29
<i>Literaturverzeichnis</i>	34

ABBILDUNGSVERZEICHNIS

3.1	Heat Map	9
3.2	Zählstationsüberblick Mannheim	10
3.3	Boxplots zu den Zählstationen	11
4.1	Fahrrad Daten Mannheim und DWD	13
5.1	Fahrrad Daten Mannheim und DWD	22
5.2	27
7.1	Korrelations Plot	30
7.2	Monatliche Durchschnittliche Temperaturen und maximale Niederschläge nach Tageszeiten in 2018	31
7.3	Tägliche Durchschnitts Temperaturen und monatliche maximale Niederschläge nach Tageszeiten in 2018	33

TABELLENVERZEICHNIS

4.1	Log-Lineares Regressionsmodell	14
4.2	Negativ binomiales Regressionsmodell	16
4.3	18
4.4	Freizeit und Berufsverkehr im Vergleich	19
5.1	Log-Lineare Modelle	23
7.1	Wetterdaten als täglichen Niederschlag und Höchsttemperatur	29
7.2	Beispielhafte Vorhersagen	32

1. EINLEITUNG

Die mobile Infrastruktur urbaner Zentren in Deutschland unterliegt einem Wandel, der nicht mehr allein das Ziel einer autofreundlicheren Stadt hat, sondern auch andere Verkehrsteilnehmer hervor hebt. Im besonderen betrifft diese Entwicklung auch das Fahrrad. So ist laut Nobis (2019) die Anzahl der Fahrradfahrer und die von ihnen zurückgelegten Wege innerhalb von 15 Jahren stark angestiegen und ebenso der Ausbau von Fahrradwegen. Ein Beispiel für diese Entwicklungen ist Mannheim. Denn hier verfolgt die städtische Planung ein 21 Punkte Programm, dass dazu dienen soll den Anteil des Radverkehrs zu steigern.

Im Rahmen dieses Programms installierte die Stadt an verschiedenen Stellen 8 Fahrradzähler, deren stündlichen Zählungen öffentlich abrufbar sind. Mithilfe dieser Daten wollen wir versuchen ein Model zu entwickeln, dass die kausal Einflüsse auf den Radverkehr erklärt und das Aufkommen von Fahrrädern vorhersagen kann. Im besten Fall extrapolieren wir das Model und prüfen, ob wir das Model auch auf Bereiche außerhalb der Zählstellen anwenden können.

Bei diesem Vorhaben bauen wir vornehmlich auf Wessel (2020), der primär untersuchte welchen Einfluss Wettervorhersagen und tatsächliches Wetter auf den Radverkehr in verschiedenen deutschen Städten hat. Dazu nutzen wir Daten des Deutschen Wetter Dienstes.

Darüber hinaus (Wenn Zeit übrig bleibt) wollen wir versuchen die Methoden von Prati et al. (2017) ebenfalls zu verwenden, um ein Model primär zu Vorhersage des extrapolierten Fahrradaufkommens zu entwickeln.

2. LITERATURÜBERBLICK

Da diese Arbeit im Rahmen eines Seminares bei Dr. Jan Wessel entstanden ist, verfolgt diese Arbeit eine ähnliche Methodik wie bei Wessel (2020), der der Frage nachgeht, wie sehr Wettervorhersagen und tatsächliches Wetter einen Einfluss auf das Aufkommen der Fahrradfahrer hat. Dazu entwickelt er ein log-lineares Regressionsmodell, das nicht nur die notwendigen Wetterdaten berücksichtigt, sondern auch andere wesentliche Effekte, wie Feiertage, Schul- und Semesterferien. Sein Modell kommt zu einem adjusted R^2 von 78 %. Die Daten für das Modell stammen von 188 Zählstationen in ganz Deutschland.

Hier noch mehr bearbeiten. Vor allem im Bezug auf die eigene Forschungsfrage.

3. BESCHREIBUNG DER DATEN

Zur Bearbeitung des Models nutzen wir vornehmlich zwei Daten Quellen. Zum einem nutzen wir die Daten der Fahrradzahlstationen Mannheims, die öffentlich im Netz zugänglich sind (Link: <https://mannheim.opendatasoft.com/page/home/>). Hier sind stündliche Werte gezählter Fahrräder verfügbar an 8 verschiedenen Stellen in der Stadt, sowie Längen und Breitengrad der Position, Standortname, Zeit und Datum. Diese Daten verbinden wir mit stündlichen Daten des Deutschen Wetter Dienstes zur Lufttemperatur in 2 Meter Höhe, zur relativen Feuchte, zum Bedeckungsgrad, zum Niederschlag und zur Sonnenstrahlung.

Zhao et al. (2018) und Hong J (2022) zeigen, dass auch Feinstaubbelastung den Radverkehr beeinflussen kann. Und grundsätzlich wären die dazu notwendigen Daten aus Mannheim über Opensensemap.org auch zugänglich, jedoch nicht welche, die weit genug zurückreichen, um den gesamten Betrachtungszeitraum zu beachten. Da Zhao et al. (2018) und Hong J (2022) ihre Forschung in Ostasiatischen Ballungsräumen betrieben haben und in einer Stadt wie Mannheim nicht die selbe Feinstaubbelastung zu erwarten ist, kann man von dieser Variable nicht erhoffen, dass sie die notwendige Erklärungskraft bringt, um einen Wegfall des Betrachtungszeitraumes zu rechtfertigen, weshalb Feinstaubmessungen keinen Weg in den Datensatz gefunden haben. Dafür ist es wichtig Feiertage, Schulferien und Semesterferien zu berücksichtigen. Hier könnte potentiell eine geographische Besonderheit Mannheims eine Rolle spielen, denn das Stadtgebiet grenzt direkt zu zwei verschiedenen Bundesländern an. Zum einem liegt auf dem gegenüberliegenden Rheinufer die Stadt Ludwigshafen, die bereits in Rheinland Pfalz liegt. Zwischen beiden Städten herrscht ein reger Verkehr, weshalb anzunehmen ist, dass voneinander abweichende Feiertage in Rheinland Pfalz und Badenwürttemberg eine

Rolle spielen könnten. Ebenso grenzt Hessen an Mannheim an. Jedoch nicht in einer Reichweite, die für Fahrradfahrer realistisch erscheint und nicht mit einer Stadt, die vergleichbar groß wie Ludwigshafen wäre. Somit finden Feiertage für Hessen keinen Weg ins Model.

Dies gilt ebenso für die Schulferien. Es ist anzunehmen, dass innerhalb Mannheims, Schulen von Mannheimern überwiegend besucht werden, weshalb nur die Schulferien von Baden Württemberg im Datensatz zu finden sind. Neben Schülern fahren ebenso häufig Studenten Fahrrad als günstigstes Verkehrsmittel. Die größte Hochschulbildungseinrichtung ist die Universität Mannheim, deren Semesterferien eine signifikante Rolle spielen dürften.

Fügt man all diese Daten zusammen, erhält man einen Datensatz der 410891 Beobachtungen umfasst. Die Ausprägungen pro Tag sind der Darstellung 3.1 zu entnehmen. Dabei fallen zwei Dinge vornehmlich auf. Zum einem sehen wir, wie gegen Ende 2016 die Varianz der Ausprägungen zunimmt. Dies hängt mit der Anzahl der Zählstationen zusammen. Die früheste Zählstation an der Renzstraße ging 2014 in Betrieb. Weiter folgten erst 2016. Je mehr Zählstationen mit unterschiedlichen Verkehrsströmen messen, desto höher ist die tägliche Varianz in den Zählraten. Weiterhin fallen einige wenige weiße Stellen auf. Dies hängt mit unvollständigen Wetterdaten zusammen. Die Menge fehlender Daten fällt hier aber in einen vertretbaren Rahmen, wobei fehlende Tage nicht weiter mit wichtigen Variablen korrelieren.

3.1 *EcoCounter Mannheim*

In Mannheim gibt es 8 verschiedene Stationen. Einen Überblick über diese Stationen ist in Abbildung X zu sehen, wobei zu Erstellung der Graphik ein R Paket genutzt wurde nach Kahle and Wickham (2013). Am Farbgradienten ist zu sehen, wie viele Fahrradfahrer pro Stunde die Zählstationen passieren. Zudem ist der Name der Zählstation eingeblendet zudem das Jahr, seitdem diese Zählstation installiert ist. Die älteste Station hier ist die Renzstraße. Jedoch zählte diese während einer Unterbrechung vom ... bis ... nicht. Weiter Variablen wurden aus den Datumsvariablen erzeugt. So haben wir

eine Dummy Variable für Wochenende eingefügt und eine für Sommermonate. Weiterhin nutzen wir Jahr, Monat, Tag und Stunde als Faktorvariablen, wobei wir nächtliche Stunden zwischen 22 und 5 Uhr ausgeschlossen haben. Zu Abweichungen des Fahrradverkehrs konnte es während Corona kommen, wo Teile des öffentlichen Lebens still standen und damit auch das Verkehrsaufkommen. Deshalb haben wir drei Variablen in das Modell aufgenommen.

3.2 DWD Daten

Name	Min	Durchschnitt	Max	Stand.abw.	Korrelation
Zaehlstand	1	108.35	955	120.21	1
Distanz z Uni	208.36	1122.51	1875.72	583.35	0.26
Wochenende	0	0.28	1	0.45	-0.21
Sommer	0	0.48	1	0.5	0.15
Feiertag BW	0	0.03	1	0.18	-0.09
Feiertag RP	0	0.03	1	0.18	-0.08
Schulferien BW	0	0.32	1	0.47	0.04
Semesterferien	0	0.48	1	0.5	-0.03
WertRR	0	0.07	30.4	0.49	-0.03
QualitaetRR	3	3	3	0	
WertT2M	-13	12.67	39.4	8.33	0.24
QualitaetT2M	3	6.93	7	0.51	0.05
WertF	0.1	3	14.4	1.65	-0.02
QualitaetF	3	9.67	10	1.16	0.1
WertRF	14	69.24	100	20.3	-0.23
QualitaetRF	3	6.93	7	0.51	0.05
WertSD	0	19.22	60	24.82	0.17
QualitaetSD	3	9.33	10	1.42	0.1
WertN	0	5.72	8	3.14	-0.08
QualitaetN	3	3	3	0	
Corona	0	0.42	1	0.49	-0.16
Kontaktbeschr	0	0.11	1	0.32	-0.09
TagesAusbr	0	143.48	687	212.5	-0.17

Notiz für später: Am besten wertest du die Qualitätsdaten genauer aus.

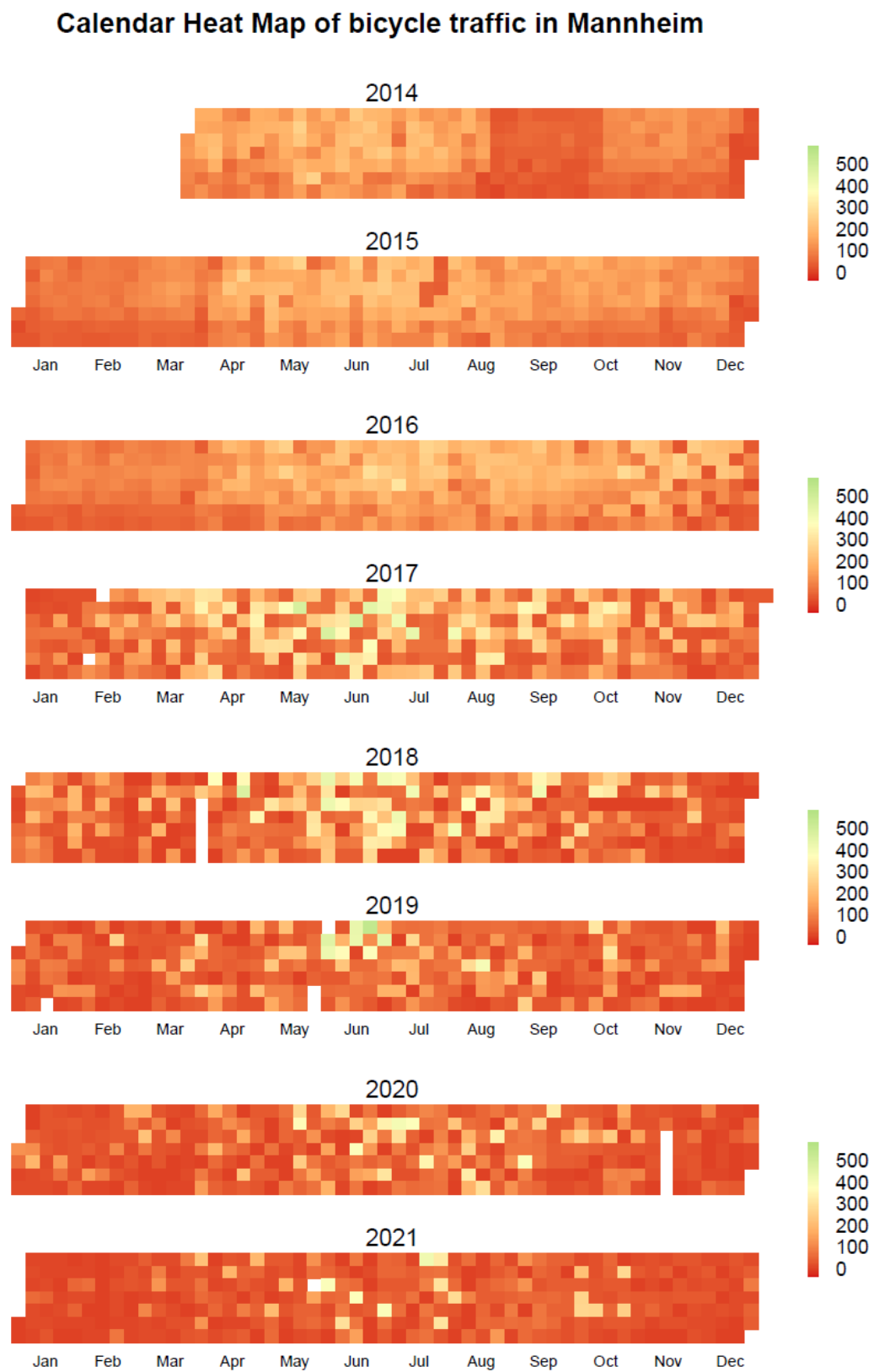


Fig. 3.1: Heat Map

Quelle: Ausprägungen des Fahrradaufkommens

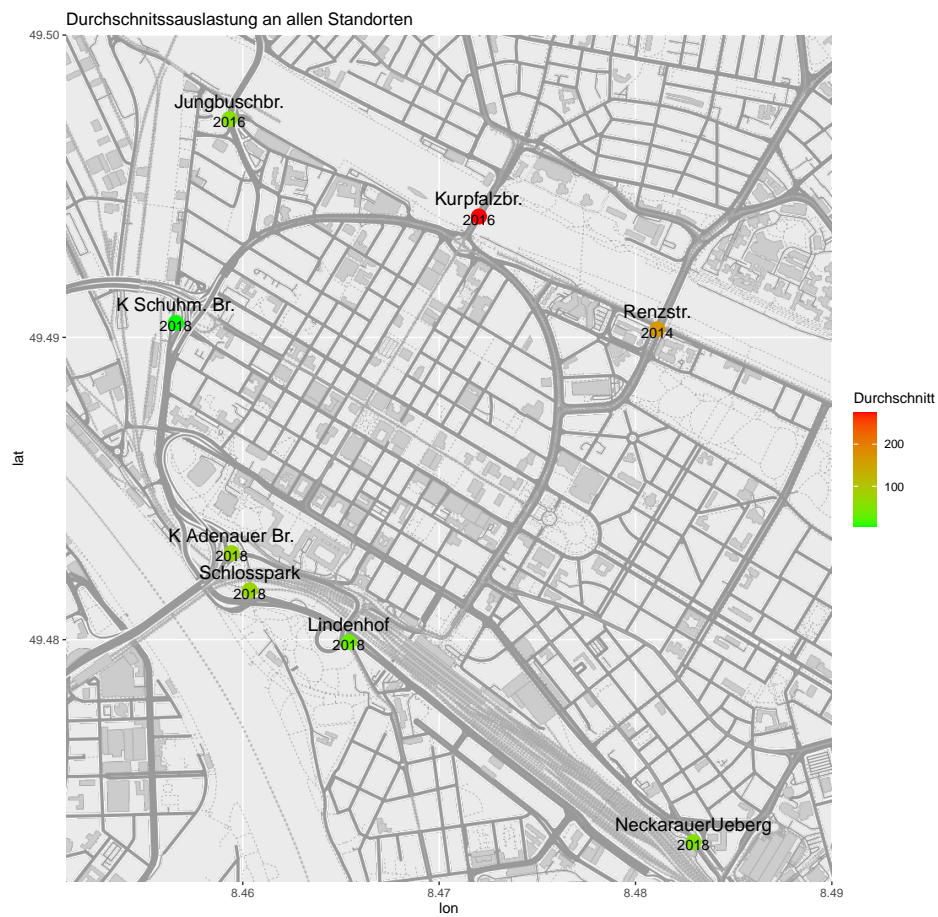


Fig. 3.2: Zählstationsüberblick Mannheim

Quelle: Zählstation nach Durchschnitt pro Stunde und Startjahr

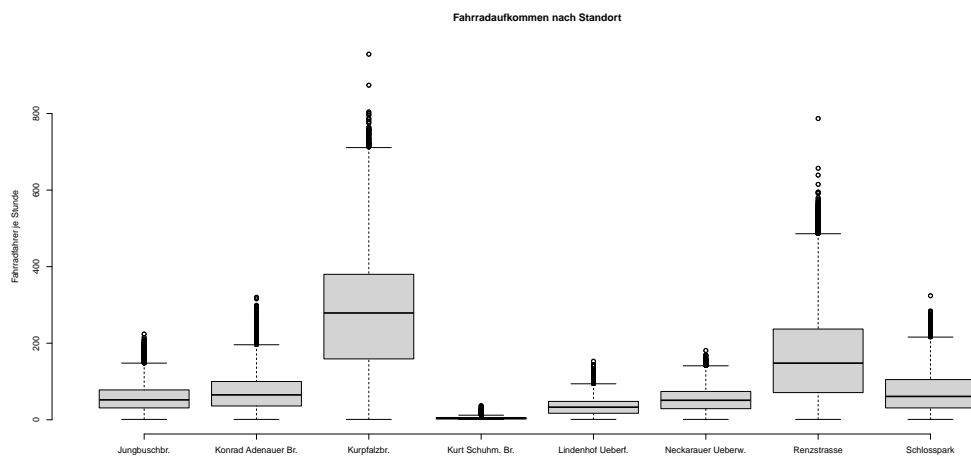


Fig. 3.3: Boxplots zu den Zählstationen

Quelle: Verteilung der Fahrräder pro Stunde

4. DESKRIPTIVE ANALYSE

4.1 *Regressionsanalyse*

Vorerst sind die gesammelten Daten trotz des Umfang recht nutzlos, da sie allein wenig Antworten geben. Durchschnitte und Standardabweichungen einzelner Variablen wie der Temperatur oder des Fahrrad Aufkommens, gäben durchaus Aufschluss nie aber in einem größeren Zusammenhang. Was wir vornehmlich in Erfahrung bringen möchten ist, was den Fahrradverkehr beeinflusst. Dies mündet z.B. in der Frage welchen Einfluss der Regenfall auf den Fahrradverkehr ausübt, oder ob mehr Fahrradfahrer an Feiertagen auf Mannheims Straßen anzufinden sind. Dies wollen wir nicht nur qualitativ beantworten, sondern auch quantitativ.

Ein Mittel um an diese Informationen zu kommen ist die Regressionsanalyse. Diese versucht den Zusammenhang zu messen, in dem zwei Variablen zu einander stehen. So könnte man zb versuchen zu messen, wie sehr die Lufttemperatur in zwei Meter Höhe das Aufkommen von Fahrrädern in Mannheim beeinflusst, dargestellt in der Abbildung 4.1. Mithilfe der Regressionsanalyse kann man nun durch diese in diesem Fall sehr dichte Punktwolke jene Linie ziehen, die das Verhältnis mathematisch am besten repräsentiert. Natürlich verhält sich nicht alles linear zu einander. In der Darstellung sieht man bereits, dass das Fahrradaufkommen bis knapp über 20 °C steigt, danach aber wieder rapide sinkt, das es den Leuten schlicht zu heiß wird. Dies kann manchmal mit einer nicht linearen Funktion dargestellt werden. Aber wie man sieht, egal ob man einen linearen, quadratischen oder kubischen Zusammenhang sieht, die eingezeichneten Regressionslinien erwecken nicht den Eindruck, den wahren Zusammenhang widerzuspiegeln, denn die beob-

achteten Werte also die eingezeichneten Punkte liegen weit auseinander. Das bedeutet der Fit unseres Models ist gering, allein mit der Außentemperatur können wir die Variation im Fahrradverkehr selbstverständlich nicht erklären.

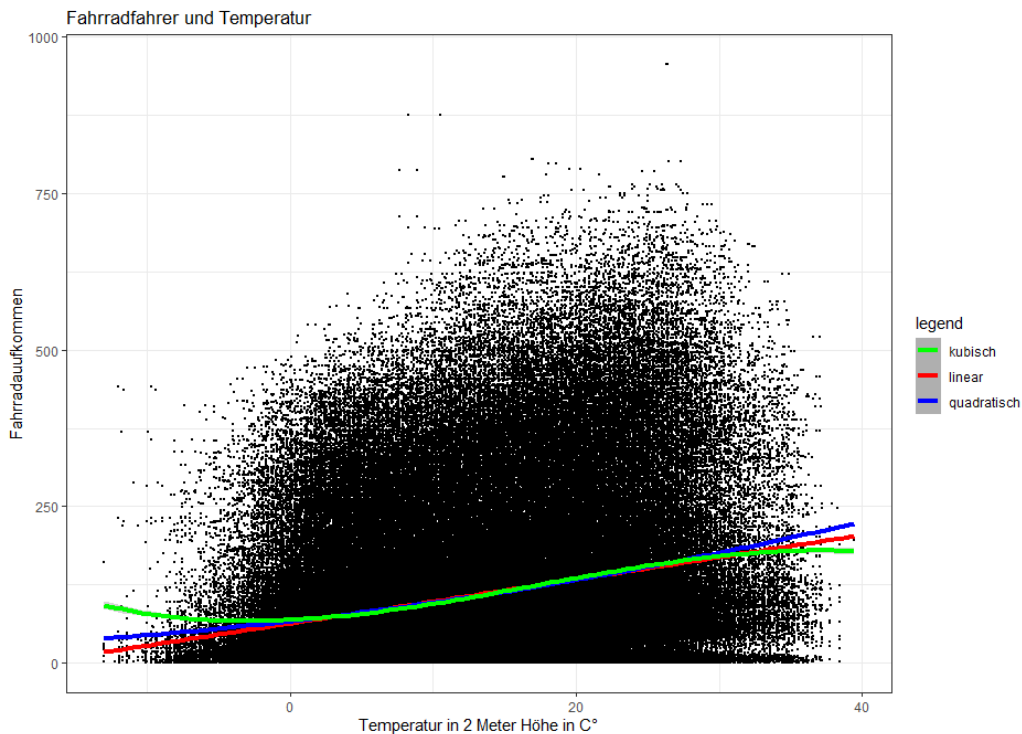


Fig. 4.1: Fahrrad Daten Mannheim und DWD

Quelle: Graphisches Beispiel einer Regression

Nehmen wir weitere Variablen in das Regressionsmodell auf, die den Fahrradverkehr erklären können, wie z.B. Wetterbeobachtungen oder Ferien- und Feiertage, dann steigt der Fit des Models. Das heißt wir können präzisere Vorhersagen treffen, weil wir uns ein mehrdimensionales Model schaffen. Dies nennt man dann auch die multiple Regressionsanalyse. Lässt man wiederum wichtige Variablen aus, dann kann das auch die Aussage über die Kausalität verzerren durch den Bias einer ausgelassenen Variable. Deswegen ist es wichtig, die richtigen und sinnigen Variablen in das Model aufzunehmen. Im folgenden Model haben sind nicht nur Wetterdaten und Ferien- Feiertage mit inbegriffen. Zusätzlich verwenden wir eine Dummy Variable für die

Sommer Monate und eine Dummy Variable für alle Zeiträume, die von Corona Kontaktbeschränkungen betroffen waren. Nicht direkt dargestellt in der Übersicht 4.1, sind Dummy Variablen, für die vollen Stunden, Wochentage, Monate und Jahre, sowie der den Namen der Station als Faktor, damit das Modell zwischen den verschiedenen Leveln der Zählstationen unterscheiden können, denn der Verkehr an den einzelnen Stationen weicht stark voneinander ab, wie man in der Darstellung 3.3 sieht.

Tab. 4.1: Log-Lineares Regressionsmodell

	Koeffizient	Std Abw	t-Wert	Pr(> t)	
Leichter Nieselregen	-0.184	(0.015)	-12.12259	5.9389e-06	***
Starker Nieselregen	-0.249	(0.012)	-20.60850	1.5899e-07	***
Leichter Regen	-0.331	(0.021)	-15.84990	9.6482e-07	***
Moderater Regen	-0.353	(0.019)	-18.79747	2.9962e-07	***
Starker Regen	-0.373	(0.043)	-8.61747	5.6532e-05	***
Heftiger Regen	-0.209	(0.051)	-4.05542	4.8375e-03	**
Temperatur	0.036	(0.005)	7.63981	1.2217e-04	***
Temperatur ²	-0.0005	(0.000)	-9.29870	3.4479e-05	***
Wind	-0.041	(0.003)	-16.05586	8.8335e-07	***
rel. Feuchte	-0.004	(0.001)	-3.51258	9.8253e-03	**
Sonne	-0.0001	(0.000)	-1.37325	2.1204e-01	
Bedeckung	-0.009	(0.001)	-8.05733	8.7084e-05	***
FeiertagBW	-0.460	(0.081)	-5.69499	7.3917e-04	***
FeiertagRP	-0.414	(0.059)	-7.00091	2.1138e-04	***
SchulferienBW	-0.139	(0.020)	-6.84816	2.4239e-04	***
SemesterferienUM	-0.159	(0.031)	-5.19710	1.2570e-03	**
Sommer	0.082	(0.021)	3.99890	5.1972e-03	**
Kontaktbeschr	-0.133	(0.027)	-5.01609	1.5372e-03	**
Num.Obs.	410891		RMSE	0.62	
R2	0.818	R2 Adj.	0.818		
Fixed Effects	Standort	Stunde	Wochentag	Jahr	
Note:	*p<0.1;	**p<0.05;	***p<0.01		

Interessant sind für uns in der Darstellung 4.1 die Koeffizienten und die Signifikanzniveaus. Wobei wir berücksichtigen müssen, dass wir ein Log-

Lineares Modell verwendet haben. Das heißt wir haben die abhängige Variable den Zählstand der Fahrradstation logarithmiert, um nicht lineare Einflüsse modellieren zu können. Die Signifikanzniveaus werden durch Sterne gekennzeichnet. Drei Sterne markieren das höchste Signifikanzniveau, kein Stern bedeutet, der kausale Einfluss eines Koeffizienten ist statistisch signifikant, also zu klein im Verhältnis zur Streuung der Daten. Die Vorzeichen der Koeffizienten zeigen uns, ob eine Variable dazu führt, ob weniger Leute Fahrrad fahren, wenn z.B. Regen fällt, oder weniger.

Den Regenfall haben wir kategorisiert, nach derselben Methode wie sie Wessel (2020) verwendet. Auffällig ist, dass der heftige Regen wohl einen kleineren negativen Einfluss, als leichter Regen. Erklärbar wäre diese Beobachtung vielleicht dadurch, dass heftiger Regen oft plötzlich kommt und Fahrradfahrer überraschen kann. Auch der Mangel an Beobachtungen könnte dazu führen, denn heftiger Regen kommt selten vor, weshalb sein Signifikanzniveau auch geringer ist. Ansonsten sehen wir, dass zunehmender Regen einen zunehmend negativen Effekt hat. Für die Temperatur haben wir einen linearen und einen quadratischen Term in das Modell aufgenommen, denn wie man in Darstellung 4.1 z.B. sieht, führen steigende Temperaturen nur solange zu mehr Fahrradverkehr, solange es nicht zu heiß wird. Die quadratische Funktion kann das gut repräsentieren. Allerdings sind alle anderen Wetterbeobachtung längst nicht so einflussreich wie der Regen. Die Sonneneinstrahlung ist sogar insignifikant.

Einen recht starken Einfluss haben die Feiertage. Wobei wir unterschieden haben in Feiertage in Baden Württemberg und Rheinland Pfalz. Hierbei sind die Effekte der Feiertage interessanterweise negativ. Dies gibt uns einen Hinweis darauf, dass in Mannheim ein utilitaristischer Fahrradverkehr vorherrscht. Also ein Fahrradverkehr, der nicht der eigenen Unterhaltung und Erholung dient, sondern um einen Zweck zu erfüllen. In den meisten Fällen wird es sich hierbei also um Berufsverkehr handeln bzw. Verkehr hin zu den Bildungsstätten der Stadt. Darauf weisen auch die negativen Effekte für die Schulferien in Baden Württemberg und die Semesterferien der Universität Mannheim hin. Schulferien für Rheinlandpfalz befinden sich nicht im Modell, weil ich angenommen habe, dass Schüler aus Ludwigshafen auch grundsätz-

lich in Ludwigshafen zur Schule gehen würden.

4.2 negativ binomiale Regression

Wenn wir uns die abhängige Variable den Zählstand der Fahrradstationen ansehen, sehen wir, dass wir es hier naturgemäß immer mit ganzen Zahlen zu tun haben. Das bietet den Vorteil, dass wir hier für eine so genannte negativ binomial Regression verwenden können. Diese geht zurück auf Hausman et al. (1984), die in ihrem Model auf die Poisson Verteilung aufbauen.

Tab. 4.2: Negativ binomiales Regressionsmodell

	Koeffizient	Std Abw	t-Wert	Pr(> t)	
Leichter Nieselregen	-0.189047	(0.010061)	-18.790256	< 2.2e-16	***
Starker Nieselregen	-0.233913	(0.007726)	-30.274180	< 2.2e-16	***
Leichter Regen	-0.310315	(0.011664)	-26.605631	< 2.2e-16	***
Moderater Regen	-0.327817	(0.011601)	-28.257201	< 2.2e-16	***
Starker Regen	-0.305291	(0.024972)	-12.225408	< 2.2e-16	***
Heftiger Regen	-0.086290	(0.052804)	-1.634136	1.0223e-01	
Temperatur	0.035417	(0.002609)	13.576529	< 2.2e-16	***
Temperatur ²	-0.000425	(0.000045)	-9.433671	< 2.2e-16	***
Wind	-0.037234	(0.002592)	-14.364224	< 2.2e-16	***
rel. Feuchte	-0.002813	(0.000649)	-4.333943	1.4646e-05	***
Sonne	-0.000086	(0.000093)	-0.927537	3.5365e-01	
Bedeckung	-0.009645	(0.000888)	-10.865248	< 2.2e-16	***
FeiertagBW	-0.495062	(0.068356)	-7.242427	4.4073e-13	***
FeiertagRP	-0.247711	(0.031382)	-7.893448	2.9395e-15	***
SchulferienBW	-0.137121	(0.013632)	-10.058793	< 2.2e-16	***
SemesterferienUM	-0.127239	(0.005794)	-21.962002	< 2.2e-16	***
Sommer	0.080012	(0.008060)	9.926549	< 2.2e-16	***
Kontaktbeschr	-0.102099	(0.024805)	-4.116008	3.8549e-05	***
Num.Obs.	410891		RMSE	49.86	
psydo R2	0.164	psydo R2 Adj.	0.164		
Fixed Effects	Standort	Stunde	Wochentag	Jahr	
Note:	*p<0.1;	**p<0.05;	***p<0.01		

4.3 Utilitaristischer und Freizeit Verkehr

Wie bereits bei Vorstellung des Standardsmodell angeschnitten, geben uns die Variablen für Feier- und Ferientage einen Hinweis darauf, dass in Mannheim ein utilitaristischer Verkehr vorherrscht, also ein Verkehr hin zu den Arbeits- und Ausbildungsstätten. Damit ist jedoch nicht unbedingt erwiesen, dass dies der Falle für alle Zählstationen der Fall ist. Wege die zu den Arbeits- und Ausbildungsstätten führen, können sehr wohl dem Berufsverkehr dienen, während andere Wege weiter abseits dem Freizeitverkehr dienen. Deswegen bilden wir für jede Zählstation ein Regressionsmodell, dass den Einfluss von Feier- und Ferientagen sowie Wochenenden untersucht.

Dies fasst die Darstellung 4.3 zusammen, die mithilfe einer R Bibliothek nach Hlavac (2022) erstellt worden ist. Die dargestellten Stationen sind der Reihe nach die Renzstraße, die Jungbuschbrücke, die Konrad Adenauer Brücke, die Kurt Schuhmacher Brücke, die Lindenhofüberführung, der Neckarauer Übergang und der Schlosspark. Wir sehen auch hier, dass der utilitaristische Verkehr an allen Stationen überwiegt. Die Feiertage in Rheinland Pfalz spielen meist keine Rolle und sind insignifikant. Ansonsten führen Feiertage, Semesterferien und Wochenenden zu einer Abnahme des Fahrradverkehrs. Eine Ausnahme stellen die Schulferien da. An der Renzstraße, der Konrad Adenauer Brücke, der Kurt Schuhmacher Brücke und am Schlosspark, führen die Schulferien zu leichten Zunahmen des Fahrradverkehrs. Das könnte daran liegen, dass anders als die Studenten die Schüler mit ihren Schulen breiter über die Stadt verteilt sind, während die Zählstationen eher in der Nähe der Innenstadt und dem näherem Zentrum angesiedelt sind. Auch fahren Studenten innerhalb der Semesterferien häufiger nach Hause, und sind somit in der Stadt nicht mehr vorhanden. Den meisten Freizeit Verkehr findet man insgesamt an der Kurt Schuhmacher Brücke. Zumindestens sind hier die negativen Effekte der Koeffizienten am geringsten. Umgekehrt ist am Neckarauer Übergang der meiste utilitaristische Verkehr anzutreffen mit den größten negativen Effekten. Vergleicht man beide Stationen ist festzustellen, dass das Wetter den Freizeitverkehr stärker beeinträchtigt, während beim utilitaristischen Verkehr Radfahrer noch eher bei Regen, Wind und Wetter auf der

Straße zu finden sind. Zu sehen ist dies in der Darstellung 4.4.

Das Standardmodell kann man nun dazu verwenden, Vorhersagen zu machen. Für drei unterschiedliche Beispiel Szenarios findet man Vorhersagen in der Abbildung 7.2. Ausführlicher werden aber mögliche Vorhersagen und ihre Treffsicherheit im anschließenden Kapitel behandelt.

Tab. 4.3:

	log(Zaehlstand)							
	Renzs	JBusch	Adenauer	Kurpfalz	Schuhm	Lindenh	NeckarÜb	Schlossp
FeiertagBW	−0.905 (0.057) ***	−0.779 (0.048) ***	−0.888 (0.070) ***	−1.033 (0.053) ***	−0.630 (0.068) ***	−1.127 (0.068) ***	−1.032 (0.064) ***	−0.742 (0.078) ***
FeiertagRP	−0.051 (0.059)	−0.174 (0.050) ***	−0.145 (0.073) **	−0.021 (0.056)	0.056 (0.071)	−0.090 (0.071)	0.018 (0.067)	−0.148 (0.082) *
SchulfBW	0.052 (0.007) ***	−0.054 (0.006) ***	0.126 (0.008) ***	0.006 (0.006)	0.152 (0.008) ***	−0.098 (0.010) ***	−0.055 (0.010) ***	0.026 (0.012) ***
Semesterf	−0.266 (0.007) ***	−0.059 (0.006) ***	−0.125 (0.008) ***	−0.098 (0.006) ***	−0.041 (0.008) ***	−0.135 (0.009) ***	−0.077 (0.008) ***	−0.122 (0.010) ***
Wochenende	−0.829 (0.007) ***	−0.804 (0.006) ***	−0.791 (0.008) ***	−0.691 (0.007) ***	−0.451 (0.008) ***	−0.883 (0.009) ***	−0.823 (0.008) ***	−0.776 (0.010) ***
Constant	5.128 (0.006) ***	4.133 (0.004) ***	4.272 (0.006) ***	5.655 (0.005) ***	1.321 (0.006) ***	3.647 (0.006) ***	4.038 (0.006) ***	4.246 (0.007) ***
Observations	90,269	59,209	44,793	60,359	44,649	36,788	37,438	37,386
R ²	0.151	0.265	0.203	0.196	0.082	0.265	0.243	0.158
Adjusted R ²	0.151	0.265	0.202	0.196	0.082	0.265	0.243	0.158

Notes: ***Significant at the 1 percent level.

**Significant at the 5 percent level.

*Significant at the 10 percent level.

Tab. 4.4: Freizeit und Berufsverkehr im Vergleich

	Freizeit			Utilitarist.	
Leichter Nieselregen	-0.208830***	(0.025861)	<	-0.063944***	(0.013529)
Starker Nieselregen	-0.242996***	(0.044008)	<	-0.071652**	(0.023158)
Leichter Regen	-0.350410***	(0.051344)	<	-0.125781***	(0.025659)
Moderater Regen	-0.318279***	(0.070454)	<	-0.120595**	(0.037419)
Starker Regen	-0.269545*	(0.127235)	<	-0.128016	(0.073305)
Heftiger Regen	-0.055661	(0.205122)	>	-0.106119	(0.137777)
Temperatur	0.050447***	(0.002065)	>	0.011108***	(0.001199)
Temperatur ²	-0.000884***	(0.000061)	<	-0.000151***	(0.000040)
Wind	-0.034832***	(0.003017)	<	-0.012150***	(0.001781)
rel. Feuchte	-0.002215***	(0.000390)	<	-0.000288	(0.000243)
Sonne	-0.000013	(0.000284)	>	-0.000184	(0.000183)
Bedeckung	-0.007426***	(0.001721)	<	-0.002814*	(0.001122)
FeiertagBW	-0.140294	(0.111894)	>	-0.207367***	(0.053588)
FeiertagRP	-0.369612**	(0.115990)	<	-0.085082	(0.056197)
SchulferienBW	-0.065830***	(0.010924)	<	-0.065506***	(0.007072)
SemesterferienUM	-0.068875***	(0.010248)	<	-0.028236***	(0.006324)
Sommer	0.076692***	(0.014095)	>	0.029047***	(0.008655)
Kontaktbeschr	-0.084528***	(0.014799)	<	-0.036209***	(0.008175)
Observations	44,649			37,438	
Adjusted psydo R ²	0.093052			0.041806	

Fixed Effects: Standort: 8;Stunde: 18;Wochentag: 7;Jahr: 9

Notes: ***Significant at the 1 percent level.

**Significant at the 5 percent level.

*Significant at the 10 percent level.

5. EIGENE FORSCHUNGSFRAGE

Im vorangegangenen Kapitell haben wir verschiedene Regressions Modelle vorgestellt zur Erklärung des Fahrradaufkommens an den Fahrradzählstationen in Mannheim. Nun kann man die Vorhersage Qualität dieser Modelle am Bestimmtheitsmaß messen. Das Bestimmtheitsmaß beschreibt wie hoch der Anteil der Streuung der Beobachtungsdaten ist, der durch das Model erklärt werden kann. Je näher das Bestimmtheitsmaß an 1 ist, desto besser fittet das Model, bzw desto besser erklärt das Model die Realität. Jedoch ermittelt man damit nur die interne Validität, als das Maß dafür, wie gut das Model die Daten beschreibt, die man schon kennt und mit denen man das Modell berechnet hat. Was ist aber, wenn man ein Modell entwickeln möchte, dass nicht nur Vorhersagen machen soll, für bereits bekannte Variablen, sondern auch für Variablen, die in der Zukunft liegen, oder vielleicht außerhalb des Rahmens der bereits bekannten Fahrradstationen?

Teilen wir diese Fragen auf. Zunächst wollen wir es schaffen zeitliche Prognosen für die Zukunft an den Zählstationen selbst zu machen. Im nächsten Schritt wollen wir übergreifende Vorhersagen machen, die nicht nur an den Zählstationen selbst gemacht werden, sondern an beliebigen Standorten.

5.1 *Model Selektion*

Allgemein müssen wir unseren Datensatz aufteilen, in einen Trainings und Test Datensatz. Dies birgt den Vorteil, dass wir nicht nur die interne sondern auch die externe Validität messen können, in dem wir das Model nur mit dem Trainingsdatensatz berechnen und mit dem Test Datensatz ein zusätzliches Bestimmtheitsmaß des Models berechnen. Als Bestimmtheitsmaß nutzen wir

den justierten R^2 Wert. Die Trainings und Test Set werden zufällig aus dem bestehenden Datensatz gezogen bei einem Split von 80 zu 20 aufgeteilt, sodass das Test Set 20 % des ursprünglichen Datensatzes umfasst.

Eine naheliegende Vorgehensweise wäre es, verschiedene Modelle zu erstellen, die verschiedene Variablen beinhalten und diese zu validieren, um im Vergleich das beste Model für seine Vorhersagen zu nehmen. Natürlich könnte man auch mittels Stepwise Selection das Model erstellen. Dies ist ein maschineller Prozess, der das Model Durchgang für Durchgang mit den Koeffizienten füllt, die die größte Validität mit sich bringen, ist jedoch auch sehr rechenintensiv, vor allem bei einem Datensatz dieser Größe. Stattdessen erstellen wir manuell 30 verschiedene Modelle. Wir fügen dabei der Reihe weise nach neue Variablen zu jedem Modell dazu. Es beginnt mit den Wettervariablen. Dann tauschen wir für den reinen Niederschlag die kategorisierung des Niederschlags aus. Danach fügen wir die restlichen Variablen hinzu, wobei das Jahr nicht mehr faktorisiert wird, weil wir ja auch den Effekt für zukünftige Jahre berechnen wollen. Auch verwenden wir zunächst den Standort nicht sondern Lageparameter stattdessen. Dann fügen wir quadratische und kubische Effekte hinzu und zum Schluss berechnen wir drei Modelle mit dem faktorisierten Standort, als Lageparameter. Um die Modelle zu vergleichen schauen wir das Bestimmtheitsmaß der Modelle im Trainings und Test Datensatz. Dabei kommt die Graphik 5.1 zustande.

Auf der Y-Achse der Graphik 5.1 abgetragen sehen wir die Höhe des Bestimmtheitsmaß. Auf der X Achse sehen wir die Anzahl der Koeffizienten. Mit jedem weiteren Model haben wir weitere Variablen hinzugefügt, angefangen mit den Wetter Variablen, Feiertage, Ferien, Zeitliche Variablen, wie das Jahr, Sommer oder Tageszeit bis hin zur geographischen Lage. Wir sehen, dass das Bestimmtheitsmaß, also die Genauigkeit der Vorhersage des Models, zu nimmt je mehr Variablen wir hinzufügen, bis zu einem Punkt, an dem das Bestimmtheitsmaß im Trainingsdatensatz zwar nochmals bedeutend zu nimmt, im Test Datensatz aber abnimmt. Hier geraten wir ins Overfitting. Das heißt, das Model, das hier entwickelt wurde, kann zwar die Daten, mit denen es trainiert wurde, extrem gut erklären, sobald wir aber mithilfe des Models vorhersagen treffen wollen, auf Grundlage neuer Daten, ist die Genau-

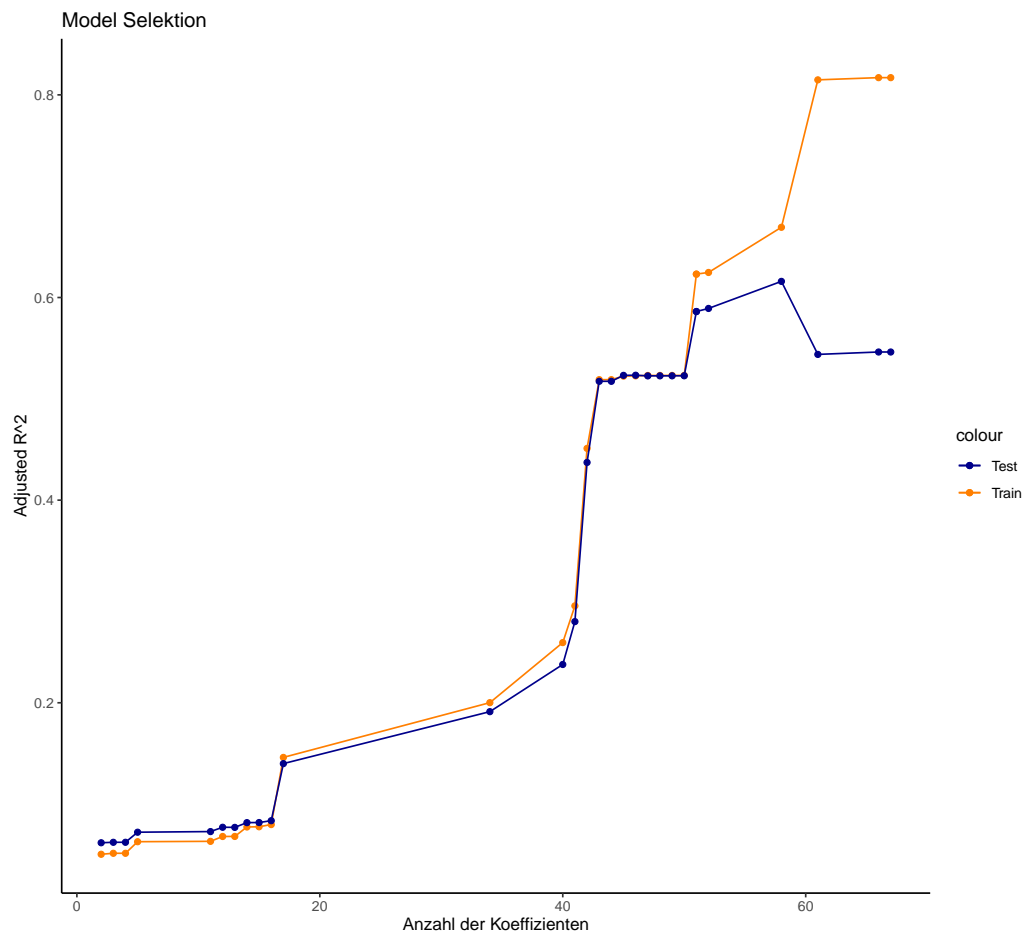


Fig. 5.1: Fahrrad Daten Mannheim und DWD

Quelle: Graphisches Beispiel einer Regression

igkeit der Daten schlechter, als sie sein müsste. Das wollen wir verhindern. Denn wenn wir mit unserem Model Overfitting haben, kann es der Fall sein, dass wir in den Variablen Zusammenhänge sehen, die sich nicht replizieren lassen.

Was löst in unserem Fall das Overfitting aus? Dazu vergleichen wir den Regressions Output zweier Modelle in der Tabelle 5.1. Das zweite Model ist jenes, in dem erstmals Overfitting auftritt. Das erste Model ist das Model vor diesem, in dem noch kein Overfitting auftritt.

Tab. 5.1: Log-Lineare Modelle

	<i>Dependent variable:</i>	
	log(Zaehlstand)	
	(1)	(2)
WertT2M	0.028*** (0.001)	0.028*** (0.001)
WertT2M2	0.0004*** (0.0001)	0.0005*** (0.0001)
WertT2M3	-0.00002*** (0.00000)	-0.00002*** (0.00000)
Leichter Nieselregen	-0.188*** (0.007)	-0.187*** (0.005)
Starker Nieselregen	-0.269*** (0.012)	-0.263*** (0.009)
Leichter Regen	-0.305*** (0.013)	-0.307*** (0.010)
Moderater Regen	-0.356*** (0.020)	-0.353*** (0.015)
Starker Regen	-0.384*** (0.043)	-0.361*** (0.032)
Heftiger Regen	-0.270*** (0.078)	-0.232*** (0.058)
WertF	-0.066*** (0.006)	-0.070*** (0.005)
WertF2	0.008*** (0.002)	0.008*** (0.001)
WertF3	-0.001*** (0.0001)	-0.001*** (0.0001)
WertRF	0.0003 (0.002)	-0.001 (0.002)
WertRF2	-0.0001*** (0.00003)	-0.0001*** (0.00003)
WertRF3	0.00000*** (0.00000)	0.00000*** (0.00000)
WertN	0.003 (0.006)	0.002 (0.005)
WertN2	-0.003 (0.002)	-0.003* (0.001)

WertN3	0.0001 (0.0001)	0.0002* (0.0001)
SemesterferienUM	−0.129*** (0.003)	−0.142*** (0.003)
SchulferienBW	−0.156*** (0.004)	−0.145*** (0.003)
FeiertagBW	−0.388*** (0.026)	−0.383*** (0.019)
FeiertagRP	0.062 (0.162)	0.076 (0.121)
FeiertagBWRP	−0.553*** (0.164)	−0.568*** (0.123)
Sommer	0.053*** (0.005)	0.047*** (0.004)
laengengrad	2,939,930.000*** (14,714.250)	
breitengrad	493,297.900*** (2,540.769)	
LängengxBreiteng	−58,170.540*** (299.637)	
laengengrad3	−281.543*** (1.343)	
Konrad-Adenauer-Br.		0.182*** (0.004)
Kurpfalzbrücke		1.549*** (0.004)
K. Schumacher-Br.		−2.612*** (0.004)
Lindenhofüberf.		−0.509*** (0.005)
Neckarauer Überg.		−0.042*** (0.005)
Renzstraße		0.863*** (0.004)
Schlosspark Lind.		0.178*** (0.005)
uniMA_dist	−0.013*** (0.0001)	
Corona	0.015** (0.006)	−0.021*** (0.005)
Kontaktbeschr	−0.122*** (0.005)	−0.119*** (0.004)
Jahr	24,671.730*** (2,362.121)	−5,005.576*** (1,768.591)
Jahr2	−12.216*** (1.170)	2.492*** (0.876)
Jahr3	0.002*** (0.0002)	−0.0004*** (0.0001)
Stunde06	0.406*** (0.008)	0.406*** (0.006)
Stunde07	0.929*** (0.008)	0.927*** (0.006)
Stunde08	1.082*** (0.008)	1.076*** (0.006)
Stunde09	0.929*** (0.009)	0.922*** (0.006)
Stunde10	0.825*** (0.009)	0.819*** (0.006)
Stunde11	0.893*** (0.009)	0.885*** (0.007)
Stunde12	1.010*** (0.009)	1.003*** (0.007)
Stunde13	1.132*** (0.009)	1.126*** (0.007)
Stunde14	1.188*** (0.009)	1.180*** (0.007)

Stunde15	1.319*** (0.009)	1.311*** (0.007)
Stunde16	1.479*** (0.009)	1.471*** (0.007)
Stunde17	1.483*** (0.009)	1.477*** (0.007)
Stunde18	1.297*** (0.009)	1.293*** (0.006)
Stunde19	1.019*** (0.008)	1.015*** (0.006)
Stunde20	0.712*** (0.008)	0.710*** (0.006)
Stunde21	0.624*** (0.050)	0.601*** (0.037)
Stunde22	0.550*** (0.049)	0.521*** (0.037)
WochentagDo	−0.009* (0.006)	−0.007* (0.004)
WochentagFr	−0.084*** (0.006)	−0.083*** (0.004)
WochentagMi	−0.003 (0.005)	−0.004 (0.004)
WochentagMo	−0.049*** (0.006)	−0.045*** (0.004)
WochentagSa	−0.627*** (0.006)	−0.627*** (0.004)
WochentagSo	−0.969*** (0.006)	−0.967*** (0.004)
Constant	−41,369,101.000*** (1,588,755.000)	3,351,009.000*** (1,189,707.000)
Observations	328,715	328,715
R ²	0.669	0.815
Adjusted R ²	0.669	0.815

Note:

*p<0.1; **p<0.05; ***p<0.01

Beide Modelle unterscheiden sich im wesentlichen in der Wahl der Fixed Effects. Fixed Effects sind all jene Schätzer, die über die Zeit nicht variieren, also fix sind und nur zwischen den Entitäten variieren. In diesem konkreten Fall heißt das, ein Fixed Effect ist eine Variable die zeitlich konstant bleibt, sich aber zwischen den Fahrradzahlstationen unterscheidet. Das dient dazu, die Unterschiede zwischen diesen Stationen zu messen und im Model mit aufzunehmen. Denn wenn wir uns die Graphik 3.3 anschauen, sehen wir, dass die Stationen untereinander recht stark variieren. Z.B. sehen wir, dass auf der Kurpfalzbrücke, die von der Innenstadt über den Neckar führt, grundsätzlich mehr Radverkehr herrscht. Nehmen wir jetzt z.B. eine Dummy Variable in das Model auf, die 1 ist, wenn ein Beobachtungswert von der Kurpfalz-

brücke stammte und 0 ist, wenn der Beobachtungswert von einer anderen Station stammte, dann erklärt diese Variable den Unterschied zwischen der Kurpfalzbrücke und den anderen Stationen im Model, ohne den Ursächlichen Grund dafür zu kennen, erhöht aber den Fit des Models, denn nun können die anderen Variablen ihren Einfluss präziser schätzen.

Eine solche Dummy Variable können wir für 7 von 8 Stationen in das Model aufnehmen. Bei der achten reicht es, wenn alle anderen Dummy Variablen 0 sind. Andernfalls bekämen wir ein multikollineares Model, also ein Model in dem mindestens zwei Variablen linear abhängig von einander sind. Genau auf diese Weise sind wir im zweiten Model vorgegangen. Dieses beinhaltet eine Dummy Variable Kurpfalzbrücke, Lindenhofüberführung, Neckarauer Übergang, Renzstraße und Schloßpark/Lindenhof. Die übrige Station an der Kurt Schuhmacher Brücke ergibt sich, wie bereits erklärt, wenn alle anderen 7 Dummy Variablen 0 sind. Diese Vorgehensweise führt zu einem Bestimmtheitsmaß von 81,44 %, was sich gut anhört, wie aber bereits gezeigt, größtenteils auf Overfitting zurückzuführen ist.

Möglicherweise hängt dies damit zusammen, dass die Stations Dummy Variablen zwar Unterschiede erkennen, aber keinen ursächlichen Grund dafür finden. Wenn man aber Lageparameter als Fixed Effekt nutzt hätte man einen möglichen ursächlichen Grund für den Unterschied, die Lage. Da Lageparameter zeitlich auch konstant sind, lassen sich diese ebenfalls sehr gut als Fixed Effect nutzen. Im ersten Model nutzen wir dazu den Längengrad, sowie den quadrierten Längengrad, den Breitengrad, Längen und Breitengrad miteinander multipliziert (Intersektion) und den Abstand zur Universität Mannheim in uniMA dist. Auf den quadrierten Wert des Breitengrades verzichten wir, weil dies wiederum zu Multikollinearität führen würde und im Regressionsoutput ein Fehler auftauchen würde, wie sich zeigte. Auch führt eine Kombination aus Lageparametern und Standort Dummy Variablen zu Fehlern im Regressionsoutput, weswegen wir beide Fixed Effects getrennt von einander nutzen.

Obwohl wir bei dem Model mit den Lageparametern ein kleineres Bestimmtheitsmaß von nur 66,8 % erhalten, entscheiden wir uns gegen das Model mit Standort Dummy Variablen, wegen einer höheren externen Validität gemessen im Test Datensatz.

5.2 Fahrrad Topographie

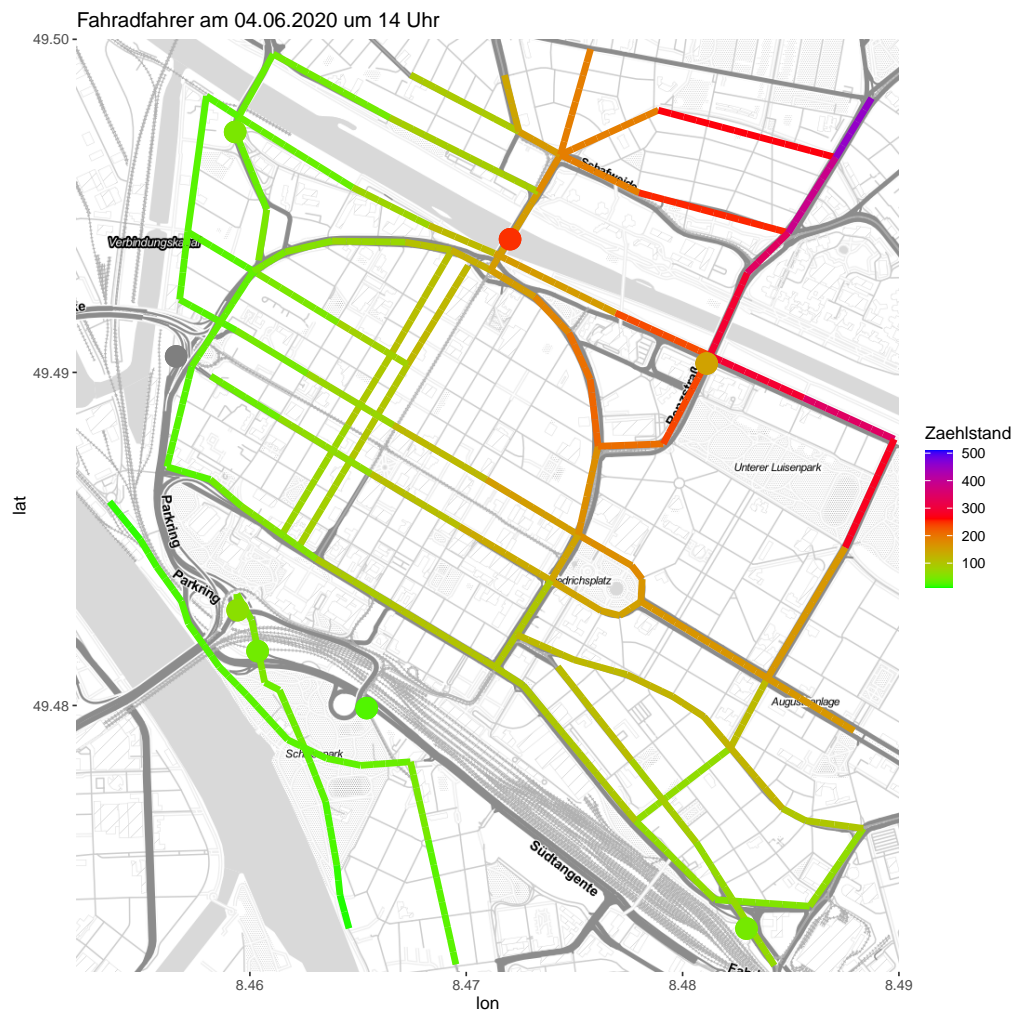


Fig. 5.2:

Quelle: Fahrrad Topographie Mannheims an einem vergangenen Tag

6. FAZIT

7. ANHANG

Tab. 7.1: Wetterdaten als täglichen Niederschlag und Höchsttemperatur

	Standardmodell		taeglWetter	
Leichter Nieselregen	-0.183609***	(0.015146)		
Starker Nieselregen	-0.248702***	(0.012068)		
Leichter Regen	-0.331162***	(0.020894)		
Moderater Regen	-0.353010***	(0.018780)		
Starker Regen	-0.373162***	(0.043303)		
Heftiger Regen	-0.208576**	(0.051431)		
Täglicher Regen			-0.001410***	(0.000094)
Temperatur	0.036044***	(0.004718)		
Temperatur ²	-0.000482***	(0.000052)		
TagesHöchsttemp			0.034072***	(0.005517)
TagesHöchsttemp ²			-0.000353**	(0.000081)
Wind	-0.040923***	(0.002549)	< -0.035015***	(0.002136)
rel. Feuchte	-0.003787**	(0.001078)	> -0.004337**	(0.000948)
Sonne	-0.000118	(0.000086)	> 0.000179	(0.000115)
Bedeckung	-0.008657***	(0.001074)	< -0.000208	(0.000694)
FeiertagBW	-0.459770***	(0.080732)	< -0.444115**	(0.085660)
FeiertagRP	-0.414345***	(0.059184)	> -0.427126***	(0.065291)
SchulferienBW	-0.138772***	(0.020264)	< -0.138865***	(0.020478)
SemesterferienUM	-0.159223**	(0.030637)	< -0.150810**	(0.036192)
Sommer	0.082386**	(0.020602)	> 0.072395*	(0.022105)
Kontaktbeschr	-0.133188**	(0.026552)	> -0.139072**	(0.026333)
Observations	410,891		410,891	
Adjusted R ²	0.817542		0.817554	

Fixed Effects: Standort: 8;Stunde: 18;Wochentag: 7;Jahr: 9

Notes: ***Significant at the 1 percent level.

**Significant at the 5 percent level.

*Significant at the 10 percent level.

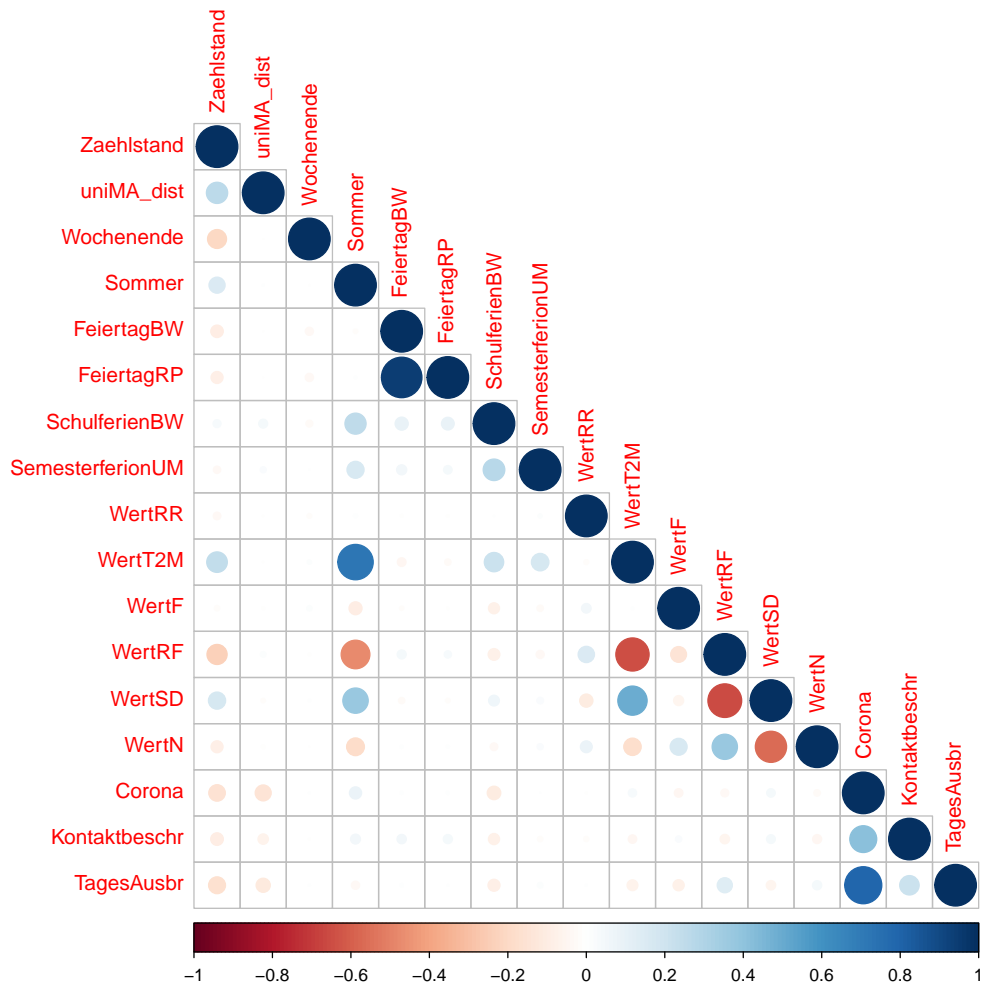


Fig. 7.1: Korrelations Plot

Quelle: Korrelation zwischen den verschiedenen Variablen

Zwar steigt das Bestimmtheitsmaß und die Übersichtlichkeit des Modells nimmt zu, da die Anzahl der Koeffizienten abnimmt, allerdings verwirrt es mich, dass Feiertage in Badenwürttemberg eine niedrigere Signifikanz haben sollen, als in Rheinlandpfalz. Auch dass die Sommer Variable an Signifikanz

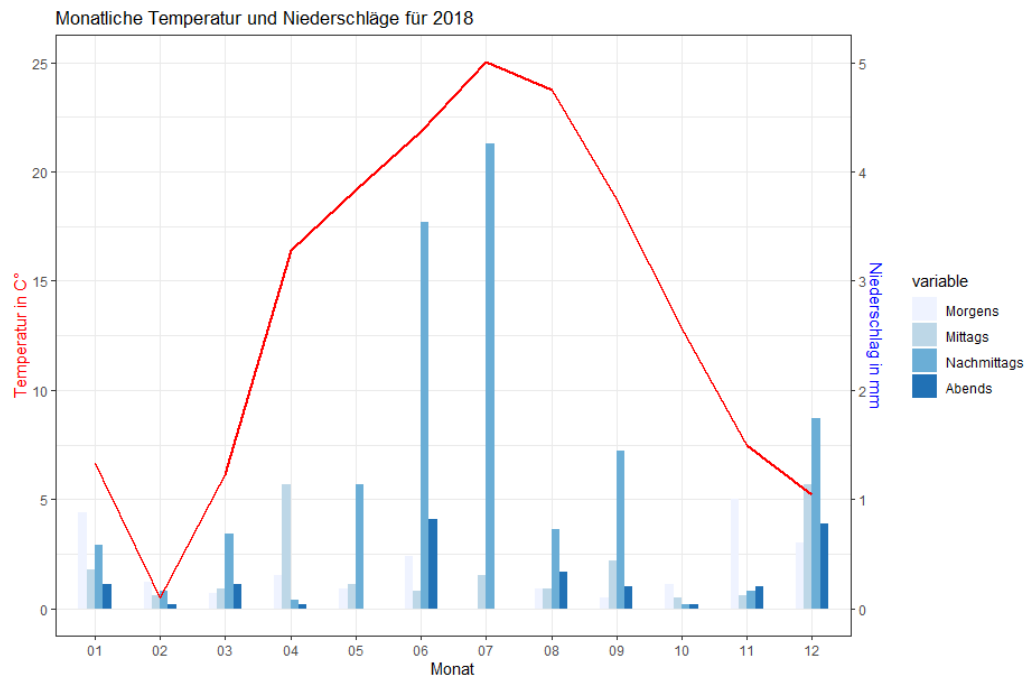


Fig. 7.2: Monatliche Durchschnittliche Temperaturen und maximale Niederschläge nach Tageszeiten in 2018

Quelle: DWD, eigene Darstellung

weiter verliert, macht mich eher skeptisch.

Tab. 7.2: Beispielhafte Vorhersagen

Beobachtungen:	(1)	(2)	(3)
Temperatur	28°C	4°C	12°C
Niederschlag	0 mm	3 mm	3 mm
Bedeckungsgrad	1/8	2/8	8/8
Windgeschwindigkeit	1 m/s	3 m/s	4 m/s
Luftfeuchtigkeit	75 %	85 %	71 %
Sonne	19.22	19.22	19.22
Feiertag BW	Nein	Ja	Nein
Feiertag RP	Nein	Ja	Nein
Schulferien BW	Nein	Ja	Nein
Semesterferien	Ja	Nein	Nein
Uhrzeit	16:00	11:00	15:00
Wochentag	Sonntag	Freitag	Mittwoch
Monat	August	November	Juni
Jahr	2018	2018	2018
Kontakteinschr	Nein	Nein	Nein
Vorhersagen:	356	32	162

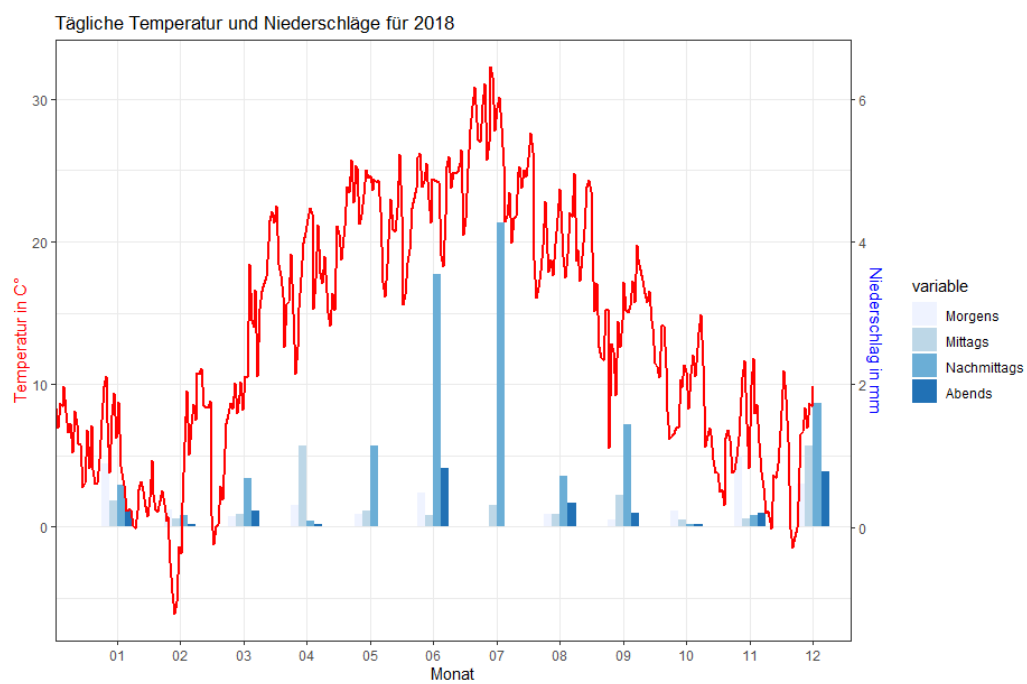


Fig. 7.3: Tägliche Durchschnitts Temperaturen und monatliche maximale Niederschläge nach Tageszeiten in 2018

Quelle: DWD, eigene Darstellung

LITERATURVERZEICHNIS

- Hausman, J., Hall, B. H., and Griliches, Z. (1984). Econometric models for count data with an application to the patents-r and d relationship. *Econometrica*, 52(4):909–938.
- Hlavac, M. (2022). stargazer: Well-formatted regression and summary statistics tables. *R package version 5.2.3*.
- Hong J, McArthur DP, S. J. K. C. (2022). Did air pollution continue to affect bike share usage in seoul during the covid-19 pandemic? *J Transp Health*.
- Kahle, D. and Wickham, H. (2013). Spatial visualization with ggplot2. *The R Journal*, 5(1):144–161.
- Nobis, C. (2019). Mobilität in deutschland - analysen zum radverkehr und fußverkehr. *Studie von Infas, DLR, IVT, ind Infas 360 im Auftrag des Bundesministeriums für Verkehr und digitale Infrastruktur*, (70.905/90).
- Prati, G., Pietrantonio, L., and Fraboni, F. (2017). Using data mining techniques to predict the severity of bicycle crashes.
- Wessel, J. (2020). Using weather forecasts to forecast whether bikes are used. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 138:537–559. Publication status: Published.
- Zhao, P., Li, S., Li, P., Liu, J., and Long, K. (2018). How does air pollution influence cycling behaviour? evidence from beijing. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 63:826–838.