

Machine Learning und Prognosen

Umsetzung mit R im SQLServer 2017 anhand von
Taxifahrten in New York

Bachelorthesis

Studiengang *Angewandte Informatik*

Duale Hochschule Baden-Württemberg Mannheim

von

Leonhard Applis

Abgabedatum:	26.09.2018
Matrikelnummer, Kurs:	2086307, TINF15/AI-BI
Ausbildungsfirma:	Atos Information Technology GmbH
Betreuer der Dualen Hochschule:	Prof. Tobi Chosen

Eidesstattliche Erklärung

Ich versichere hiermit, dass ich meine Bachelorthesis mit dem Thema

Machine Learning und Prognosen Umsetzung mit R im SQLServer 2017 anhand von Taxifahrten in New York

selbständig verfasst und keine anderen als die angegebenen Quellen und Hilfsmittel benutzt habe. Die Arbeit wurde bisher keiner anderen Prüfungsbehörde vorgelegt und auch nicht veröffentlicht.

Ich versichere zudem, dass die eingereichte elektronische Fassung mit der gedruckten Fassung übereinstimmt.

Fürth, den 7. Juni 2018

LEONHARD APPLIS

Abstract

Englisch Abstract to be done

title:	Machine-Learning and Prognosis
author:	Leonhard Applis
matriculation number:	2086307
class:	TINF15/AI-BI
supervisor DHBW:	???
supervisor Atos:	Jonas Mauer

Kurzfassung

Deutscher Abstract muss gemacht werden

Titel:	Machine Learning und Prognosen
Author:	Leonhard Applis
Matrikelnummer:	2086307
Kurs:	TINF15/AI-BI
Betreuer der Dualen Hochschule:	Prof. Tobi Chosen
Betreuer der Firma:	Jonas Mauer

Inhaltsverzeichnis

Eidesstattliche Erklärung	I
Abbildungsverzeichnis	VI
Abkürzungsverzeichnis	1
1 Einleitung	2
1.1 Ziel der Arbeit	2
1.2 Aufbau der Arbeit	2
1.3 Voraussetzungen an den Leser	3
2 Grundlagen zu Machine-Learning	5
2.1 Bias	5
2.2 Lineare Regression	6
2.2.1 Konzept und Ziele linearer Regression	6
2.2.2 Einfache Lineare Regression	7
2.2.3 Allgemeine Lineare Regression	7
2.2.4 Bewertung der Linearen Regression	7
2.3 Klassifizierung	7
2.3.1 Konzept und Ziele von Klassifizierung	7
2.3.2 Definitionen und Notationen	7
2.3.3 Digression: Gradientenanstieg	8
2.3.4 Logistische Regression	8
2.4 Neuronale Netzwerke	8
2.4.1 Modell künstlicher neuronalen Netzen	9
2.4.2 Hidden Layers	9
2.4.3 Forward Propagation	9

2.4.4	Backward Propagation	9
2.4.5	Training	9
3	SQLServer 2017 und R	10
3.1	SQL-Server 2017	10
3.2	Programmiersprache R	10
3.3	Machine Learning im SQL-Server 2017	10
3.3.1	Lineare Regression	12
3.3.2	Klassifikation	12
3.3.3	Neuronale Netze	13
4	Fallbeispiel: Prognose von Taxifahrten	14
4.1	Ziele und Anforderungen	14
4.2	Eigenschaften der Daten	14
4.2.1	Taxifahrten	14
4.2.2	Wetteraufzeichnungen	18
4.2.3	Machine-Learning-Sicht und Rich-Sicht	19
4.3	Erstellen eines Neuronalen Netzwerkes mit R	20
4.4	Prognosen mithilfe des Neuronalen Netzes	21
4.5	Test des Modells	21
4.5.1	Kriterien	21
4.5.2	Testfall	21
4.5.3	Ergebnisse	21
5	Fazit	22
	Literaturverzeichnis	23

Abbildungsverzeichnis

Abkürzungsverzeichnis

DBMS	Database Management System
DHBW	Duale Hochschule Baden-Württemberg
SQL	Structured Query Language
ETL	Extract-Transform-Load

1 Einleitung

Hier steht eine Einleitung, am besten etwas futuristisches wie gut Computer sind. Vielleicht was zu Terminator?

Hasta la vista, baby

1.1 Ziel der Arbeit

Ziel dieser Arbeit ist es, ein Grundverständnis für Machine-Learning Algorithmen zu schaffen und dem Leser die Möglichkeit zu geben, diese mit dem SQL-Server 2017 selbst umzusetzen.

Hierfür werden die Theorie verschiedener Algorithmen detailliert vorgestellt und in R umgesetzt.

Ebenfalls wird ein detailliertes Fallbeispiel mit Versuchsaufbau und Ergebnissen erarbeitet, damit der Leser eine Einschätzung der Algorithmen vornehmen kann ohne selbst Experimente durchzuführen.

Es ist **nicht** Ziel dieser Arbeit, einen Vergleich zwischen unterschiedlichen Machine-Learning Ansätzen und Frameworks zu ziehen. Auch wird ausschließlich mit R und dem SQL-Server gearbeitet.

Zudem werden weder Grundlagen der Sprachen SQL und R, noch die Vorbereitung des Fallbeispiels geschildert.

1.2 Aufbau der Arbeit

Kapitel [2](#) dieser Arbeit bildet die Theorie zu modernen Ansätzen des Machine Learnings. Es werden die Algorithmen für lineare Regression, logistische Regression sowie Neuronale Netzwerke detailliert vorgestellt (In Reihenfolge der Nen-

nung). Dieses Kapitel stellt einen rein theoretischen Teil der Arbeit dar, und beinhaltet keine Umsetzung der Algorithmen als Programme.

Darauf aufbauend werden in Kapitel 3 zunächst Grundlagen zu Microsofts SQL-Server 2017 und R geklärt, anschließend liegt der Schwerpunkt des Kapitels auf der Umsetzung von Machine-Learning Algorithmen in R. Innerhalb des Abschnittes 3.3 finden sich allgemeine Programme in T-SQL und R.

Kapitel 4 widmet sich der Umsetzung eines Fallbeispiels eines Taxiunternehmens. Zunächst werden in Abschnitt 4.1 die Ausgangslage der Daten sowie die Ziele des Fallbeispiels exakt definiert.

In Abschnitt 4.2 werden die Stammdaten des Taxiunternehmens und die Wetterdaten in Eigenschaften, Umfang und Bedeutung für Machine Learning dargestellt.

Der Abschnitt 2.4 behandelt die Verwendung der Programme aus 3.3 unter Bezugnahme auf das Fallbeispiel. Abschluss dieses Abschnittes bildet die Erzeugung eines Modells.

Abschnitt 4.4 benutzt das in Abschnitt 2.4 erzeugte Modell, um die in Abschnitt 4.1 vorgestellten Anforderungen zu bearbeiten. Hier befinden sich die eigentlichen Ergebnisse des Experiments sowie Programme die Prognosen durchführen.

Abschluss des Kapitels bildet Abschnitt 4.5 in dem Methoden zum Test eines Modells vorgestellt und durchgeführt werden.

Abschluss der Arbeit bildet in Kapitel 5 ein Fazit über die Qualität der Prognosen unter Berücksichtigung der Komplexität einzelner Teilaufgaben.

1.3 Voraussetzungen an den Leser

Innerhalb dieses Punktes werden die Kenntnisse abgesteckt, die der Leser für das Verständnis der Arbeit benötigt, welche **nicht** im Rahmen dieser Arbeit vorgestellt werden.

- **Mehrdimensionale Algebra:** Im Rahmen dieser Arbeit werden komplexe Algorithmen und Konzepte der mehrdimensionalen Algebra benötigt.

Schwerpunkte liegen hier v.A. auf dem Lösen von mehrdimensionalen Gleichungen und Matrixoperationen. Der Umfang hierbei entspricht dem Besuch der Vorlesung *Mathematik II*.

Literaturempfehlung
Lin.Alg

- **Stochastik:** Zur Bewertung der Algorithmen werden tiefere Kenntnisse der Stochastik und Statistik benötigt. Die benötigten Schwerpunktthemen sind Verteilungsfunktionen, Hypothesentests und Korrelation.
- **R:** Die Programmiersprache R muss dem Leser im Umfang eines Basiskurses bekannt sein. Sie wird im Zuge der Arbeit verwendet, allerdings werden grundlegende Elemente nicht vorgestellt.
- **SQL:** Die Konzepte von SQL und der Dialekt von T-SQL sind in fortgeschrittenen Zügen benötigt. Die Verwendung von R innerhalb des SQL-Servers wird im Zuge der Arbeit vorgestellt.

Literaturempfehlung
Stochastik/-
Statistik

2 Grundlagen zu Machine-Learning

In diesem Kapitel werden die theoretischen Grundlagen moderner Machine-Learning Algorithmen vorgestellt.

Allgemeine Umsetzungen dieser Algorithmen finden sich im Abschnitt [3.2](#) zu R sowie konkret anhand des Fallbeispiels in Kapitel [4](#).

2.1 Bias

In diese Abschnitt werden kurz verschiedene Formen von *Bias* (dt. Abweichung, Verzerrung) vorgestellt. Diese Abweichungen spielen in allen Formen des Machine-Learnings und in der Auswahl der Trainingsdaten eine wichtige Rolle (vgl. [Pfe] Absatz 1) und werden in den entsprechenden Algorithmen berücksichtigt. Die nachfolgenden Arten von Bias stellen Überbegriffe dar - v.A. im Bereich der Psychologie wird deutlich genauer unterschieden.

Natürliche Varianz Je nach Art und Gestalt der Erhebung können systematische Schwankungen der Werte auftreten. Diese stellen natürliche Verhältnisse dar, da kein perfektes Modell erfasst werden kann.

Als Beispiel sei die Messung der Zimmertemperatur genannt: Zwei Thermometer können im selben Raum unterschiedliche Ergebnisse liefern - etwa weil sie auf unterschiedlichen Höhen befestigt sind oder eines im Windzug liegt. Es ist im Allgemeinen nicht möglich, ein perfektes Modell zu erstellen welches alle Faktoren berücksichtigt.

Die Natürliche Varianz ist als Hauptgrund zu nennen, warum in jedem (modernen) Machine-Learning Algorithmus eine Abweichung berücksichtigt ist.

Insbesondere ist zu betonen, dass die Genauigkeit eines Models, welches auf Machine-

Learning beruht, nie höher sein kann als die Varianz der zugrunde liegenden Trainings-Daten.

Selection Bias Unter der Selektionsverzerrung versteht man einen Fehler der Ergebnisse, welcher durch die Auswahl einer **nicht repräsentativen** Stichprobe entsteht (vgl. [Ins] Definition). Ein Beispiel einer Selektionsverzerrung tritt auf¹, wenn Anhand der Umfragen auf einer Messe für vegane Ernährung die Ernährungsgewohnheiten aller Deutscher interpretiert wird.

Im Gegensatz dazu wäre diese Stichprobe sehr wohl geeignet, die Ernährung deutscher Veganer zu beurteilen.

Confirmation Bias Unter dem *Confirmation Bias* (dt. Bestätigungsfehler) versteht man mehrere psychologische Aspekte die zu einer Verzerrung der Ergebnisse durch den Prüfer führen (vgl. [Dar84] S. 21 Absatz 5 und S. 22 Absatz 1f). Im Wesentlichen bezieht sich diese Abweichung darauf, das unbewusst Ergebnisse so interpretiert werden um bestehende Meinungen zu bestätigen. Dies wird hauptsächlich über zwei Mechanismen erreicht: Die Interpretation nicht-übereinstimmender Ergebnisse und Daten als Fehlerhaft, sowie eine überproportionale Gewichtung übereinstimmender Ergebnisse. Hierzu gehört ebenfalls die explizite Suche nach Ergebnissen welche eine Hypothese bestätigen, ohne dieselbe Sorgfalt der Gegenhypothese zukommen zu lassen.

2.2 Lineare Regression

Hier im Wesentlichen Stroetmann, das ist denke ich das beste. Was ist das und was macht es, warum ist das erstes Kapitel

2.2.1 Konzept und Ziele linearer Regression

Wofür brauche ich das, was kann ich damit machen, was kann ich damit nicht machen?

¹Es handelt sich hierbei um eine Vermutung

Beispiel z.B. Beispiel mit Gerade durch Punkte ziehen, Beispiel sollte für einfache und allgemeine Lineare Regression brauchbar sein

Tabelle aus Werten, damit man später Funktion plotten kann und mehr Ressourcen hat

2.2.2 Einfache Lineare Regression

Hier ist Lineare Regression auf einzelne Werte also

$$R^1 \rightarrow R^1$$

2.2.3 Allgemeine Lineare Regression

Hier ist die komplizierte Regression gemeint, wie wir sie brauchen also

$$R^n \rightarrow R^m$$

mit vielen Vektoren, Matrizen und tollen Dingen

2.2.4 Bewertung der Linearen Regression

Wie berechne ich die statistische Signifikanz meines Linearen Modells?

2.3 Klassifizierung

Hier vielleicht auch Stroetmann, oder etwas leichtgewichtigeres?

2.3.1 Konzept und Ziele von Klassifizierung

Hier Beispiel bringen, vllt Binäre Klassifizierung

2.3.2 Definitionen und Notationen

Features

Label & Klassen

Model

Accuracy

Supervised Learning

Unsupervised Learning

2.3.3 Digression: Gradientenanstieg

Erklärung was Stochastic Gradient Ascent ist, kurzes Vorgreifen warum man es braucht

2.3.4 Logistische Regression

Aktivierungsfunktion Hier wird kurz erklärt was es für Aktivierungsfunktionen gibt, der Bezug zur Stochastic/Wahrscheinlichkeit und kurzes Vorgreifen warum man es braucht

Sigmoid Was ist das, was macht die, Eigenschaften beim Ableiten (Siehe Stroetmann)

Bild zur Sigmoidfunktion als Plot, ArcTang und Gauss daneben

Kurze Erklärung warum man nicht die anderen benutzt

ReLU Was ist das?? Wieso ist das SSo super gut"

Modell der Logistischen Regression Wie spielen Aktivierungsfunktion, Optimierung und Lernen innerhalb der Logistischen Regression zusammen bei der Klassifizierung

2.4 Neuronale Netzwerke

Hier Aufbereitung, Anreicherung und Übersetzung von Selby [Sel]!

2.4.1 Modell künstlicher neuronalen Netzen

Historisches Konzept Hier sagen, wie das mit dem Gehirn zusammen hängt, woher kommt der Name und warum spricht man heute von künstlichen NN

Aufbau des Modells Klassisches Bild mit Input-Layers, Hidden Layers, Output Layers

Bezug auf Logistische und Lineare Regression, das diese NN ohne Hidden Layers sind

Zuordnung der Begriffe?

2.4.2 Hidden Layers

Wie wird das Modell der logistischen Regression erweitert?

Deep Learning = Mehr als 1 Hidden Layer

Manchmal: Deep Learning = Unsupervised Learning + viele Hidden Layers

2.4.3 Forward Propagation

Reinschmeißen eines Trainingsbeispiels und messen, wie schlimm es daneben liegt bzw. ob es daneben liegt

2.4.4 Backward Propagation

Nach dem Forward-Propagapagation nachjustieren der Gewichte in Matrix

Optimierungsfunktion und Gewichte

2.4.5 Training

Wie geht Training allgemein

worauf muss man bei Trainingsdaten achten, welche Größenordnungen sind notwendig

Anmerkung zu teilweise Export des Modells

3 SQLServer 2017 und R

In diesem Kapitel werden zunächst die Umgebung des SQL-Servers 2017 sowie die Programmiersprache R kurz vorgestellt, bevor in Abschnitt 3.3 eine konkrete Umsetzung der unter Kapitel 2 gezeigten Algorithmen mit R erfolgt.

3.1 SQL-Server 2017

3.2 Programmiersprache R

3.3 Machine Learning im SQL-Server 2017

Innerhalb dieses Abschnittes befinden sich Code-Beispiele zur Umsetzung der in Kapitel 2 vorgestellten Algorithmen.

Es werden im Folgenden kurz die Einbindung der R-Skripte in TSQL behandelt, anschließend werden nur die R-Skripte für die einzelnen Punkte erläutert.

Möglichkeiten in R Die Sprache R besitzt verschiedene Optionen Machine-Learning Modelle zu erzeugen. Neben der Implementation *von Grund auf* gibt es eine Vielzahl von Paketen und Bibliotheken.

Für die lineare und logistische Regression wird die Bibliothek *RevoscaleR* von Microsoft benutzt (Die Dokumentation findet sich unter [Mar]). Sie wird bereits mit dem SQL-Server geliefert.

Für die Neuronalen Netze wird das Paket *RSNNS* benutzt. Die vollständige Dokumentation findet sich unter [Ber]. Neben Umsetzungen von *Computational Networks* befinden sich in dem Paket ebenfalls Funktionen zum Test der Modelle.

Möglichkeiten in Python Der SQL-Server 2017 unterstützt neben einem R-Server ebenfalls eine Instanz des Microsoft ML-Servers. Dieses Open Source Projekt zu finden auf Github [?] stellt eine Alternative zu den in R vorgestellten Methoden dar.

Der ML-Server ist in Python implementiert und die Benutzung verhält sich ähnlich zu den Ansätzen von Tensorflow in Python.

Verwendung von R im SQL-Server Um R im SQL-Server zu benutzen wird die Stored Procedure *sp_execute_external_script* benötigt. Im Folgenden ein einfaches Beispiel:

```
1 EXECUTE sp_execute_external_script
2 @language = N'R',
3 @script = N'
4     mytextvariable <- c("hello ", " ", input_data);
5     OutputDataSet <- as.data.frame(mytextvariable);',
6 @input_data = N' SELECT name FROM readers '
7 WITH RESULT SETS (([ Greetings] char(20) NOT NULL));
```

Hierbei wird in Zeile 2 zunächst die Sprache als Parameter übergeben, in Zeile 4 wird innerhalb des R Skriptes ein Begrüßungs-String erstellt, welcher in Zeile 5 als Ausgabe wiedergegeben wird.

In Zeile 6 wird die Inputvariable definiert, an dieser Stelle sind SQL Befehle und gültige T-SQL Variablen möglich. Es können beliebig viele Inputvariablen definiert werden.

In Zeile 7 wird die Ausgabe in Tabellenform normiert. Diese Zeile ist nicht notwendig.

Dieses Schema bleibt allen Skriptaufrufen gleich. Im Folgenden werden deswegen nur die R-Skripte vorgestellt.

3.3.1 Lineare Regression

Um ein Modell für die lineare Regression zu erstellen, sind in R nur wenige Zeilen notwendig:

```
1 formel <- C ~ A+B;
2 model <- rxLinMod(formula=formel, data=ABCDData);
3 serializedModel <- data.frame(payload = as.raw(serialize(model,
  connection=null)));
```

In der ersten Zeile wird zunächst eine allgemeine Formel definiert. Diese Formel ist zu interpretieren als $f : (A \times B) \rightarrow C$, das '+' ist hierbei nicht als Addition zu verstehen.

In Zeile 2 wird das Modell mithilfe der Bibliothek *RevoscaleR* und dem Methodenaufruf `rxLinMod` erstellt **und** trainiert. Als Parameter werden die Formel und die Trainingsdaten benötigt.

In der dritten Zeile findet eine Serialisierung des Modells statt - dies ist nicht notwendig für eine direkte Verwendung, ermöglicht allerdings das Speichern des Modells innerhalb des SQL-Servers als Blob.

Um das Modell zu benutzen reichen ebenfalls wenige Zeilen R-Skript:

```
1 model <- unserialize(as.raw(serializedModel));
2 C <- rxPredict(model, data.frame(ABData));
```

Hierbei wird zunächst in Zeile 1 das serialisierte Modell wieder nutzbar gemacht.

In Zeile 2 wird die Methode `rxPredict` der *RevoScaleR*-Bibliothek aufgerufen, welche aus den zu testenden Daten und dem Modell eine Prognose erstellt.

3.3.2 Klassifikation

Wie Lin. Regression

3.3.3 Neuronale Netze

Von Grund auf Hier quasi den Code und Beispiel von [\[Sel\]](#) übernehmen und etwas aufbereiten.

NICHT BEHANDELN! UMFANG!

Mit Package NNet Ich denke, ich sollte das Package benutzen. Das haben totale Profis geschrieben.

4 Fallbeispiel: Prognose von Taxifahrten

Innerhalb dieses Kapitels wird das Fallbeispiel der Taxidaten behandelt. Zunächst erfolgt eine Zielsetzung, anschließend in den Abschnitten 4.2 und 4.3 eine Beschreibung des Versuchsaufbaus und Zuletzt in Abschnitt 4.4 eine systematische Durchführung der Prognosen zuzüglich Test dieser in Abschnitt 4.5.

4.1 Ziele und Anforderungen

4.2 Eigenschaften der Daten

Innerhalb dieses Abschnittes werden zunächst die Daten vorgestellt, die dem Fallbeispiel zugrunde liegen.

Die vorgestellten Daten haben bereits einen ETL-Prozess durchlaufen. Dieser besteht im Wesentlichen darin, die CSV-Dateien dahingehend aufzubereiten, dass amerikanische Nummerierungen (z.B. Angabe von Dezimalzahlen mit '.' anstelle von ',') auf europäische Normen gebracht werden. Prinzipiell entfällt dieser Schritt für eine rein amerikanische Umgebung.

4.2.1 Taxifahrten

Zunächst werden die Daten der Taxifahrten erläutert.

Diese stammen von der Stadt New York [Gova] und wurde von der *Taxi and Limousine Commission* (Kurz: TLC) bereitgestellt.

Die TLC stellt einen Dachverband mehrerer Taxiunternehmen dar und veröffentlicht die Daten nur - die Erhebung erfolgt in einzelnen, anonymisierten Klein-

unternehmen.

Zusätzlich teilen sich die Fahrten in zwei Kategorien auf: *Green* und *Yellow*. Bei grünen Fahrten handelt es sich um Fahrzeuge mit einer anderen Lizenzierung (vgl. [Giu] Absatz 5ff) und besonderen Auflagen. Im Allgemeinen verhalten sich die Fahrten allerdings gleich, insofern werden lediglich Unterschiede aufgelistet falls diese bestehen.

Attribute und Datentypen

Die folgende Übersicht entspricht der von der NYC bereitgestellten [Govb], die Beschreibung wurde übersetzt und eine Spalte für den Datentyp ¹ ergänzt.

¹Wie sie innerhalb des SQL-Servers bezeichnet werden

Name	Beschreibung	Datentyp
VendorID	Ein Code für das Taxiunternehmen, welches die Daten bereitstellt	smallint
pickup_datetime	Uhrzeit und Datum, wann die Fahrt begann	datetime
dropOff_datetime	Uhrzeit und Datum, wann die Fahrt endete	datetime
Passenger_count	Anzahl der Fahrgäste	smallint
store_and_fwd_flag	Angabe, ob die Fahrt direkt hochgeladen wurde, oder ob die Fahrt zwischengespeichert wurden vor einem Upload	bit
RatecodeID	Ein Code für die Rate, welche für die Taxifahrt bezahlt wurde	smallint
PULocationID	Ein Code für die Zone, in welcher die Fahrt begann	smallint
DOLocationID	Ein Code für die Zone, in welcher die Fahrt endete	smallint
trip_distance	Distanzangabe des Taximeters	real
fare_amount	Der Fahrpreis berechnet aus Zeit und Distanz	
extra	Verschiedene Zuschläge auf den Fahrpreis	real
MTA_tax	Aufschlag, automatisch erhoben bei entsprechender Rate	real
improvement_surcharge	Aufschlag, automatisch erhoben in bestimmten Zonen	real
payment_type	Angabe des Zahlungsmittels als Code	smallint
tip_amount	Höhe des Trinkgeldes	real
tolls_amount	Summierter Betrag von Zuschlägen dieser Fahrt	real
total_amount	Gesamtbetrag der Fahrt ohne Trinkgeld	real

Die Daten der Grünen Taxis sind erweitert um einen Code für den *Trip_Type* (Ob eine Fahrt von einem Taxistand begann oder ob die Gäste an der Straße abgeholt

wurden).

Alle Distanz-Angaben entsprechen amerikanischen Meilen (1 mile→1,6 km), alle Währungsangaben Dollar.

Für die Angaben der Codes sind ebenfalls Dictionaries bereitgestellt, diese spielen allerdings für den Machine-Learning-Aspekt dieser Arbeit keine Rolle und sind daher vernachlässigt worden.

Umfang

Aus Ressourcengründen wurde ausschließlich das Jahr 2017 betrachtet.

Es gibt **113 Millionen** Einträge für gelbe Fahrten, welche insgesamt knapp **8,1 GB Speicher** benötigen. Zusätzlich wurden Indizes angelegt mit weiteren 9,4 GB Speicher (Um schnelle Anfragen auf Uhrzeiten und Orte zu ermöglichen).

Es gibt **11,7 Millionen** Einträge für grüne Fahrten, mit insgesamt **900 MB Speicherplatz**. Es wurden zusätzlich Indizes mit 1,1 GB Speicher erstellt.

Zusammen gibt es aus dem Jahr 2017 also fast **125 Millionen Einträge** welche insgesamt 19,5 GB Speicher belegen.

Anomalien

Innerhalb der Daten traten einige Ungewöhnlichkeiten auf - zum Beispiel gibt es Fahrten, die von Ort A nach Ort A gingen und keine Strecke zurückgelegt haben. Bei einer genaueren Untersuchung ergab sich allerdings, dass diese Fahrten meist wenige Minuten dauerten und ebenfalls keinen Passagier hatten.

Es ist anzunehmen, dass die Taxis an dieser Stelle auf ihre Passagiere gewartet haben. Aufgrund dieser Erkenntnis wurden alle Anomalien in die Machine-Learning Algorithmen übernommen, um die Daten und somit auch die Ergebnisse nicht zu verfälschen.

Es wurden außerdem weitere Anomalien gefunden, welche kurz genannt werden:

- Fahrten mit Negativkosten
- Fahrten außerhalb von 2017
- Fahrten mit extrem hohen Trinkgeld ($\sim 100\$$) oder extrem hohen Kosten ($\sim 300\$$)
- Fahrten, die wenige Sekunden gedauert haben
- Fahrten, welche mehrere Stunden gedauert haben und dabei nur kurze Strecken zurücklegen

4.2.2 Wetteraufzeichnungen

In diesem Unterabschnitt werden die Wetterdaten sowie ihr Umfang vorgestellt.

Die Wetterdaten stammen von der *National Oceanic and atmospheric Administration* [NOA] (Kurz: NOAA), welche verschiedene Klimadaten sammelt. Für dieses Fallbeispiel wurden die Wetterdaten der Wetterstation des JFK-Airports für das Jahr 2017 abgefragt.

Attribute und Datentypen

Im Gegensatz zu den Taxidaten werden in diesem Paragraphen lediglich die verwendeten Attribute vorgestellt. Es werden ebenfalls der Bezeichner, eine kurze Beschreibung und der Datentyp innerhalb des SQL Server vorgestellt.

Name	Beschreibung	Datentyp
Date	Der Tag, an welchem der Datensatz erhoben wurde	date
Hour	Die Stunde, an welcher der Datensatz erhoben wurde	smallint
DryBulbTemp	Die Trockenkugeltemperatur	real
WetBulbTemp	Die Feuchtkugeltemperatur (Messung unter Berücksichtigung von Verdunstungskälte)	real
DewPointTemp	Die Höhe des Taupunktes	real
RelativeHumidity	Die gemessene Luftfeuchtigkeit	real
Visbility	Sichtweite in Meilen	real
WindSpeed	Windgeschwindigkeit	real
WindDirection	Windrichtung in Grad	int
Sunrise	Uhrzeit des Sonnenaufgangs	datetime
Sunset	Uhrzeit des Sonnenuntergangs	datetime

Die Windgeschwindigkeiten sind hierbei in Meilen/Stunde angegeben, die Temperaturen in Grad Celcius auf eine Nachkommastelle gerundet. Die Windrichtung ist als Grad angegeben, wobei 360° Norden und 180° Süden entsprechen.

Es gab keine nennenswerten Anomalien.

Umfang

Es gibt **13351 Datensätze** die 1,4 MB Speicher benötigen. Zusätzlich gibt es 0,6 MB Indizes.

4.2.3 Machine-Learning-Sicht und Rich-Sicht

Die in den vorhergehenden Unterabschnitten vorgestellten Daten sind für die Verwendung als Sicht zusammengefasst, so das am Ende jede Taxifahrt erweitert wird um die Wetterdaten.

Insgesamt wurden vier Sichten erstellt, je zwei für die grünen und gelben Taxis:

Rich-View Enthält alle Daten in lesbarer Form, Locations wurden nach *Borough* und *Zone* aufgeteilt. In gleichem Maße sind die HändlerID's, Zahlungsmittel und Raten als Text aufgelöst.

Diese Sicht wurde erstellt, um Anomalien zu erkennen und den Import der Daten zu überprüfen. Für Machine Learning ist Sie im Allgemeinen Unbrauchbar.

Machine-Learning-View Enthält ebenfalls alle Daten, verwendet allerdings Dictionary-ID's für jeden nicht-numerischen Wert.

Ein Datensatz dieses Views entspricht einem einzelnen Vektor. Dies stellt für viele Bibliotheken von R eine Voraussetzung dar².

Ausschnitt-Tabellen Neben den Views werden des Weiteren kleinere Ausschnitte entnommen. Dies liegt daran, dass das zufällige Entnehmen einer Stichprobe v.A. von den Gelben Taxidaten mehrere Minuten benötigt.

Die Ausschnitte wurden aus den ML-Sichten erstellt, indem jeder Datensatz einen zufälligen neuen Hashwert bekam nach welchem er sortiert wurde.

4.3 Erstellen eines Neuronalen Netzwerkes mit R

Hier packe ich meine Daten in die vorgestellten NN Algorithmen und Trainiere fleißig.

Quasi Umsetzung der vorgestellten Möglichkeiten

²Es findet keine implizite Konvertierung von Strings in ein Dictionary statt

4.4 Prognosen mithilfe des Neuronalen Netzes

4.5 Test des Modells

4.5.1 Kriterien

4.5.2 Testfall

4.5.3 Ergebnisse

5 Fazit

Literaturverzeichnis

- [Ber] BERGMEIR, Christoph: *Package 'RSNNS'*
- [Dar84] DARLEY, John M.: A Hypothesis-Confirming Bias in Labeling Effects. 44 (1984), S. 20–33
- [Giu] GIUFFO, John: *NYC's New Green Taxis: What You Should Know.* <https://www.forbes.com/sites/johngiuffo/2013/09/30/nycs-new-green-taxis-what-you-should-know/#5ca3d25732a2>. – Erklärung was es mit den Grünen Taxis auf sich hat
- [Gova] GOV, NYC: *TLC Trip Record Data.* http://www.nyc.gov/html/tlc/html/about/trip_record_data.shtml. – Quelle der Taxidaten, angegebenes Date = Letztes Errata
- [Govb] GOV, NYC: *TLC Trip Record Data.* http://www.nyc.gov/html/tlc/downloads/pdf/data_dictionary_trip_records_yellow.pdf. – Data-Dictionary der gelben Taxidaten, angegebenes Date = Letztes Errata
- [Ins] INSTITUTE, National C.: *NCI Dictionary of Cancer Terms.* <https://www.cancer.gov/publications/dictionaries/cancer-terms/def/selection-bias>
- [Mar] MARTINS, Heidi Steen J.: *RevoScaleR package*
- [NOA] NOAA: *Land-Based Station Data.* <https://www.ncdc.noaa.gov/data-access/land-based-station-data>. – Quelle der Wetterdaten, angegebenes Date = Letztes Update
- [Pfe] PFEIFER, Stella: *B wie Bias.* <https://blog.eoda.de/2018/05/08/b-wie-bias/#more-4991>

- [Sel] SELBY, David: *Building a neural Network from scratch in R*. <https://selbydavid.com/2018/01/09/neural-network/>. – Schritt für Schritt Erklärung von NN's + Codebeispiele in R ohne Package