

# 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 2. August 2018

---

LEONHARD APPLIS

# Abstract

Englisch Abstract to be done

<b>title:</b>	Machine-Learning and Prognosis
<b>author:</b>	Leonhard Applis
<b>matriculation number:</b>	2086307
<b>class:</b>	TINF15/AI-BI
<b>supervisor DHBW:</b>	???
<b>supervisor Atos:</b>	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
<b>1 Einleitung</b>	<b>2</b>
1.1 Ziel der Arbeit . . . . .	3
1.2 Aufbau der Arbeit . . . . .	3
1.3 Voraussetzungen an den Leser . . . . .	4
<b>2 Grundlagen zu Machine-Learning</b>	<b>6</b>
2.1 Definitionen und Notationen . . . . .	7
2.2 Bias . . . . .	7
2.3 Lineare Regression . . . . .	10
2.3.1 Konzept und Ziele linearer Regression . . . . .	10
2.3.2 Einfache Lineare Regression . . . . .	11
2.3.3 Allgemeine Lineare Regression . . . . .	12
2.3.4 Bewertung der Linearen Regression . . . . .	12
2.4 Klassifizierung . . . . .	13
2.4.1 Konzept und Ziele von Klassifizierung . . . . .	13
2.4.2 Logistische Regression . . . . .	14
2.4.3 Aktivierungsfunktion . . . . .	14
2.4.4 Optimierungsfunktion . . . . .	18
2.4.5 Bewertung der Klassifizierung . . . . .	18
2.5 Neuronale Netzwerke . . . . .	19
2.5.1 Modell künstlicher neuronaler Netze . . . . .	19

2.5.2	Forward Propagation . . . . .	21
2.5.3	Backward Propagation . . . . .	21
2.5.4	Training . . . . .	21
2.5.5	Bewertung des Neuronalen Netzes . . . . .	22
2.5.6	Einflüsse auf den Trainingserfolg . . . . .	22
<b>3</b>	<b>SQLServer 2017 und R</b>	<b>23</b>
3.1	SQL-Server 2017 . . . . .	23
3.2	Programmiersprache R . . . . .	23
3.3	Machine Learning im SQL-Server 2017 . . . . .	23
3.3.1	Lineare Regression . . . . .	25
3.3.2	Klassifikation . . . . .	26
3.3.3	Neuronale Netze . . . . .	27
<b>4</b>	<b>Fallbeispiel: Prognose von Taxifahrten</b>	<b>30</b>
4.1	Ziele und Anforderungen . . . . .	30
4.2	Eigenschaften der Daten . . . . .	31
4.2.1	Taxifahrten . . . . .	32
4.2.2	Wetteraufzeichnungen . . . . .	35
4.2.3	Machine-Learning-Sicht und Rich-Sicht . . . . .	36
4.3	Erstellen eines Neuronalen Netzwerkes mit R . . . . .	37
4.4	Prognosen mithilfe des Neuronalen Netzes . . . . .	37
4.5	Test des Modells . . . . .	37
4.5.1	Kriterien . . . . .	37
4.5.2	Testfall . . . . .	37
4.5.3	Ergebnisse . . . . .	37
<b>5</b>	<b>Fazit</b>	<b>38</b>
	<b>Literaturverzeichnis</b>	<b>39</b>

# Abbildungsverzeichnis

2.1	Bias-Variance-Dilemma: <a href="http://scott.fortmann-roe.com/docs/BiasVariance.html">http://scott.fortmann-roe.com/docs/BiasVariance.html</a> . . . . .	8
2.2	Über- und Unteranpassung: <a href="https://pythonmachinelearning.pro/a-guide-to-improvin">https://pythonmachinelearning.pro/a-guide-to-improvin</a>	
2.3	Sigmoid und Tanh: <a href="https://towardsdatascience.com/activation-functions-neural-n">https://towardsdatascience.com/activation-functions-neural-n</a>	
2.4	Rectified Linear Unit: <a href="https://leonardoaraujosantos.gitbooks.io/artificial-inteligence/content/relu_layer.html">https://leonardoaraujosantos.gitbooks.io/artificial-inteligence/content/relu_layer.html</a> . . . . .	16
2.5	Softmax: <a href="https://www.quora.com/Why-is-softmax-activate-function-called-softm">https://www.quora.com/Why-is-softmax-activate-function-called-softm</a>	
2.6	Einzelnes Neuron: <a href="http://caisplusplus.usc.edu/blog/curriculum/lesson4">http://caisplusplus.usc.edu/blog/curriculum/lesson4</a> . . . . .	19
2.7	Modell eines Neuronalen Netzwerkes: <a href="http://www.jurpc.de/jurpc/show?id=19990187">http://www.jurpc.de/jurpc/show?id=19990187</a> . . . . .	20

# Abkürzungsverzeichnis

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



# 1 Einleitung

“Hasta la Vista, Baby!”

---

*Arnold Schwarzenegger* in Terminator 2

Dieses Zitat zählt wohl zu den bekanntesten der Filmgeschichte, und markiert einen der ersten bühnenreifen Auftritte *künstlicher Intelligenz*. Neben österreichischen Bodybuildern beschäftigt dieses Thema seit bald einem Jahrhundert Wissenschaftler, Ethiker und Science-Fiction-Fans gleichermaßen. Was vor zwei Jahrzehnten noch genauso fantasievoll wie schwebende Autos klang, wird in den Softwareschmieden des 21. Jahrhunderts Wirklichkeit:

Künstliche Intelligenzen besiegen Schachprofis, organisieren unsere Kalender, analysieren Bilder und helfen Pandemien einzudämmen. Neben diesen bahnbrechenden Erfolgen gibt es auch weiterhin vielversprechende Forschung auf diesem Themengebiet, zum Beispiel computergesteuerte Autos. Aber was ist künstliche Intelligenz eigentlich?

Der Begriff der künstlichen Intelligenz ist sehr weit gefächert - ein Kernelement davon stellt das *Machine Learning* dar. Dieser Bereich, der sich auf die Erstellung von Modellen anhand von Trainingsdaten stützt, hat in den letzten Jahren durch *Neuronale Netze* stark an Bedeutung gewonnen. Die Gründe hierfür sind vielseitig, dennoch sind Zwei ins Besondere zu nennen: Zum Einen sind Computer deutlich leistungsfähiger geworden, und Aufgaben die früher einen Supercomputer benötigten, sind heute durch ein Smartphone umsetzbar. Zum Anderen sind deutlich mehr Bereiche digitalisiert, und die gewonnenen Daten detaillierter.

Genau diesem Themengebiet widmet sich diese Bachelorarbeit: Machine-Learning und explizit Neuronale Netze.

## 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 Nennung). 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 2.5 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 2.5 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*.

- **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.

Literaturempfehlung  
Lin.Alg

Literaturempfehlung  
Stochastik/-  
Statistik

- **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.

## 2 Grundlagen zu Machine-Learning

In diesem Kapitel werden die theoretischen Grundlagen ausgewählter Machine-Learning Algorithmen aus dem Bereich der Regression und Klassifikation vorgestellt.

Es werden lediglich Algorithmen behandelt, die zum Feld des *Supervised Learning* gezählt werden. Diese benötigen Trainingsdaten bestehend aus Ein- und Ausgabewerten, um das Modell daran auszurichten. Ein übliches Beispiel ist die Handschrifterkennung. Das Training wird im Abschnitt [2.5](#) genauer vorgestellt.

Motivation für alle Algorithmen stellt die Annahme dar, dass es innerhalb der vorliegenden Daten einen Zusammenhang der Werte gibt, eine Funktion welche einen Satz Daten auf ein Ergebnis abbildet.

Falls eine Funktion existiert, ist diese allerdings häufig zu komplex, um von einem Menschen direkt formuliert zu werden.

Ziel jeder der vorgestellten Algorithmen ist es, ein Modell zu erzeugen, welches möglichst genau die oben vermutete Funktion abschätzt. Hierfür wird eine (große) Menge an Trainingsdaten, sowie eine Menge an Kontrolldaten benötigt.

Es werden zunächst die lineare und logistische Regression vorgestellt - diese stellen zwar keinen Schwerpunkt der Arbeit dar, allerdings liefern Sie viele Grundkonzepte und Basisbausteine, die in einem Neuronalen Netzwerk verwendet werden (z.B. die Aktivierungsfunktion der logistischen Regression).

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

Zunächst werden allerdings einige gemeinsame Begriffe erläutert.

## 2.1 Definitionen und Notationen

In diesem Abschnitt werden kurz die benötigten Begriffe und Definitionen vorgestellt. Der Bias wird anschließend gesondert behandelt.

**Feature** Unter einer *Eigenschaft* versteht man eine konkrete Ausprägung eines Merkmals der Eingabewerte des Modells.

Die Summe aller Ausprägungen einer Eigenschaft bezeichnet man als Eigenschaftsvektor.

**Label & Class** Als Label wird eine bestimmte Eigenschaft deklariert, welche v.A. dadurch definiert ist, dass sie die Ausgabe des Modells darstellt.

Label und Klassen sind synonyme Bezeichner.

**Accuracy** Die *Genauigkeit* stellt ein Maß dafür dar, wie genau das Modell die Funktion darstellt.

Je nach Art des Modells muss die Genauigkeit unterschiedlich evaluiert werden und sind im Abschnitt [2.3.4](#) für Regressionen und im Abschnitt [2.4.2](#) für Klassifikation vorgestellt.

## 2.2 Bias

Wenn man mit Vorhersagemodellen arbeitet, können die Fehler der Vorhersage in zwei Hauptursachen zerlegt werden: Fehler aufgrund von Verzerrung und Fehler aufgrund von [natürlicher] Varianz. Es gibt einen Zusammenhang zwischen der Fähigkeit eines Modells, die Abweichung und die Varianz zu minimieren. Diese beiden Fehler zu verstehen, hilft die Ergebnisse des Modells auszuwerten und die Fehler für *Under-* und *Overfitting* zu vermeiden. ([FR] Vorwort, Übersetzt).

Die **Verzerrung** (engl. Bias) ist der Fehler ausgehend von falschen Annahmen im Lernalgorithmus. Eine hohe Verzerrung kann einen Algorithmus dazu veranlassen, nicht die entsprechenden Beziehungen zwischen Eingabe und Ausgabe zu modellieren. Dieses Problem bezeichnet man als **Unteranpassung**.

Die **Varianz** (engl. Variance) ist der Fehler ausgehend von der Empfindlichkeit auf kleinere Schwankungen in den Trainingsdaten. Eine hohe Varianz verursacht **Überanpassung**: es wird das Rauschen in den Trainingsdaten statt der vorgesehenen Ausgabe modelliert.

In diese Abschnitt wird zuerst das Bias-Variance-Dilemma vorgestellt und anschließend kurz verschiedene Formen von *Bias* (hier dt. Varianz).

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.

**Bias-Variance-Dilemma** Das sogenannte Verzerrungs-Varianz-Dilemma tritt auf, wenn man die Komplexität eines Modells festlegt. Mit steigender Komplexität ei-

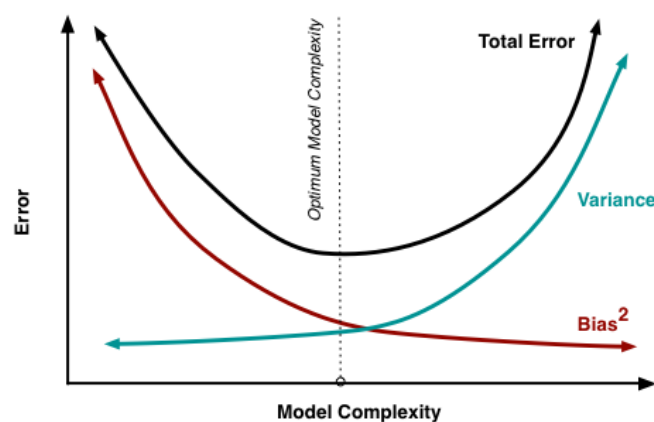


Abbildung 2.1: Bias-Variance-Dilemma

nes Modells wird der Fehler Verzerrung verringert und die Varianz steigt. Werden mehr Parameter zum Modell aufgenommen, steigt die Komplexität des Modells und die Varianz wird zu einer immer größeren Fehlerquelle, während die Verzerrung sinkt (vgl. [FR] Abschnitt 4.4 Absatz 1). Eine Darstellung für ein einfaches

Modell stellt Abbildung 2.2 dar: Die Kreuze markieren Trainingsdaten, die rote Linie stellt die Vorhersage des Modells dar.

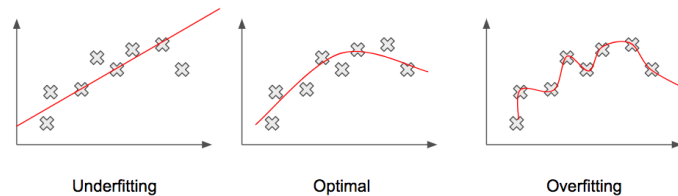


Abbildung 2.2: Über- und Unteranpassung

Wählt man die Komplexität zu *hoch*, so führt dies zu einem zu großen Fehler durch Verzerrung und wird als *Overfitting* bezeichnet.

Wählt man die Komplexität zu *niedrig*, so wird der Sachverhalt nicht vollständig erfasst, und man spricht von *Underfitting*.

**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 Modells, 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 auf<sup>1</sup>, wenn

<sup>1</sup>Es handelt sich hierbei um eine Vermutung



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.

## 2.3 Lineare Regression

Als erster Machine-Learning-Algorithmus soll die lineare Regression vorgestellt werden.

Auch wenn lineare Regression nicht mehr Bestandteil aktueller Forschung ist, sind sie für weitere Erklärungen hilfreich, da Neuronale Netze mit Regression sich ebenfalls auf dieses Verfahren stützen.

Zudem können mithilfe linearer Regression bereits sehr gute Ergebnisse erzielt werden.

### 2.3.1 Konzept und Ziele linearer Regression

Als Beispiel für die einfache lineare Regression dient das Abschätzen des Bremsweges von PKWs. Hierfür benötigen man eine Tabelle der Gestalt

Geschwindigkeit in km/h	Gewicht in kg	Bremsweg in m
50	1500	20
60	1400	30
90	1000	60
...	...	...

Es ist hierbei offensichtlich, dass diese Messwerte zusammenhängen - lediglich die zugrunde liegende Formel ist unbekannt.

Mithilfe linearer Regression wollen wir eine modellhafte Formel finden, die das beste Ergebnis anhand unserer Daten liefert. Die Werte müssen für

### 2.3.2 Einfache Lineare Regression

Zunächst geht man zur Vereinfachung davon aus, dass der Bremsweg lediglich von der Geschwindigkeit abhängt. Bezeichnen wir  $x_i$  als die Geschwindigkeit des  $i$ -ten Datensatzes der Tabelle 2.3.1 und  $y_i$  als den zugehörigen Bremsweg, kann man ein lineares Modell der Form

$$y_i := \vartheta_1 \cdot x_i + \vartheta_0 \quad (2.1)$$

herleiten. Zu berechnen ist  $\vartheta_1$  und  $\vartheta_0$  so, dass der **Mean-Squared-Error** minimal wird.

$$\text{MSE}(\vartheta_0, \vartheta_1) := \frac{1}{m-1} \cdot \sum_{i=1}^m (\vartheta_1 \cdot x_i + \vartheta_0 - y_i)^2 \quad (2.2)$$

Die optimalen Ergebnisse des MSE liefern die Variablen:

$$\vartheta_1 = r_{x,y} \cdot \frac{s_y}{s_x} \quad \text{und} \quad \vartheta_0 = \bar{y} - \vartheta_1 \cdot \bar{x}. \quad (2.3)$$

Wobei  $\bar{x}$  und  $\bar{y}$  das arithmetische Mittel der beiden Variablen darstellt, sowie  $s_x$  und  $s_y$  die Standard-Abweichungen. bei  $r_{x,y}$  handelt es sich um den **Pearson-Korrelationskoeffizienten**.

Nach der Berechnung der *Gewichte* besitzt man ein Modell, welches für jeden beliebigen Geschwindigkeitswert den Bremsweg berechnet.

Dennoch kann man davon ausgehen, dass ein lineares Modell für komplexere Sachverhalte keine zufriedenstellenden Ergebnisse liefert. Deswegen wird nun die lineare Regression unter Berücksichtigung mehrerer unabhängiger Variablen behandelt.

### 2.3.3 Allgemeine Lineare Regression

Das Prinzip der allgemeinen linearen Regression ist das Gleiche: Wir suchen eine Funktion, welche uns den abhängigen Wert schätzt. Diese Funktion hat im Allgemeinen die Form  $F : \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}^1$ , und bildet ein  $m$ -Eigenschaften umfassendes Tupel  $x_i$  auf einen Wert  $y_i$  ab.

Bezogen auf unser Beispiel 2.3.1 haben wir ein 2-Tupel  $x_i$  der Form <Geschwindigkeit, Gewicht> und weiterhin einen dazugehörigen Bremsweg  $y_i$ . Wir suchen eine Funktion  $F(x_i) \approx y_i$ .

Diese Funktion können wir ebenfalls durch ein lineares Modell ausdrücken. Sie hat die Gestalt:

$$F(x_i) = \vartheta_2 \cdot x_i^2 + \vartheta_1 \cdot x_i^1 + \vartheta_0 \cdot x_i^0 \quad (2.4)$$

Wobei  $x_i^n$  die  $n$ -te Komponente des  $i$ -ten Elementes darstellt.  $x^0$  ist eine Erweiterung um den Bias.

Für dieses Modell, bzw. allgemein für alle Modelle dieser Form kann ebenfalls der MSE berechnet und minimiert werden, um eine optimale Gewichtsmatrix zu erzeugen. Die genauen mathematischen Verfahren hierfür finden sich z.B. bei [Str] Kapitel 5 Abschnitt 2 und Unterabschnitte.

### 2.3.4 Bewertung der Linearen Regression

Um die statistische Aussagekraft des Modells zu bewerten, eignet sich ein **F-Test** ([Str] S. 86 Absatz 1), dieser ist definiert durch die Formel:

$$F = \frac{TSS - RSS}{RSS} \cdot \frac{m - p - 1}{p} \quad (2.5)$$

Die F-Statistik ist Fisher-Snedecor-verteilt mit  $p - 1$  Freiheitsgraden im Nenner und  $m - p$  Freiheitsgraden im Zähler.

$$\text{TSS} = \sum_{i=1}^m (y_i - \bar{y})^2 \quad \text{RSS} := \sum_{i=1}^m (\vartheta_1 \cdot x_i + \vartheta_0 - y_i)^2 \quad (2.6)$$

TSS ist hierbei die *Total Sum of Squares*, RSS für die *Residual Sum of Squares*. (Weiterführend: [Str] S. 77 Absatz 4f).

Dieser Test ist dahingehend notwendig, da ein simples Vergleichen der Modellschätzung (immer) von den echten Werten abweicht. Innerhalb des F-Testes werden ebenfalls die Varianz der Grundgesamtheit in Relation zur Varianz der Modellwerte betrachtet, um ein aussagekräftiges Ergebnis zu erzielen.

## 2.4 Klassifizierung

Nach der linearen Regression soll nun die Klassifizierung vorgestellt werden. Hierfür werden zunächst allgemeine Ziele und ein Beispiel vorgestellt, anschließend wird die logistische Regression erläutert.

### 2.4.1 Konzept und Ziele von Klassifizierung

Die Klassifizierung zählt zu den ältesten Anwendungen des Machine-Learning - Ein typisches Beispiel für (überwachte) Klassifizierung ist die Zuordnung einer E-Mail in *Spam* oder *Ham*.

Im Rahmen der Klassifizierung soll ein Modell erzeugt werden, das anhand der Eigenschaften einer E-Mail (z.B. dem Auftreten des Wortes *Pharmacy* oder *Sex*) feststellt, ob es sich um typische Spam-E-Mails handelt.

Das Modell erzeugt einen Wahrscheinlichkeitswert, mit welchem die Klasse angenommen wird (bzw. im Umkehrschluss, wie wahrscheinlich das Gegenereignis ist) und *rät* die entsprechende Klasse.

Des Weiteren ist es möglich, eine sog. Multiklassen-Klassifizierung durchzuführen. Hierbei werden mehr als zwei Klassen betrachtet.

### 2.4.2 Logistische Regression

Innerhalb der Logistischen Regression wird ein Modell erzeugt, welches einen Eigenschaftsvektor mit einem Gewichtsvektor multipliziert, und das Ergebnis über eine Aktivierungsfunktion in eine Wahrscheinlichkeit abbildet.

Dieses Verfahren ermöglicht uns, anstatt der numerischen Zählung der *Treffer*, die reale Wahrscheinlichkeit zu optimieren, und dahingehend unsere Gewichte *smooth* zu justieren.

Das Optimieren des Modells benötigt Trainingsdaten und eine **Optimierungsfunktion**. Mit jedem Satz der Trainingsdaten wird der Gewichtsvektor dahingehend angepasst, das die resultierende Wahrscheinlichkeit in Richtung des korrekten Ergebnisses verschoben wird. Das Maß in welchem die Gewichte Angepasst werden, wird über die Optimierungsfunktion ermittelt.

Im Normalfall wird der Gewichtsvektor mit zufälligen Werten initialisiert. Es ist jedoch möglich, einen bereits bestehenden Vektor zu importieren.

Ebenso ist es üblich, sowohl Eingabewerte, als auch den Gewichtsvektor zu normieren. Dies beschleunigt die Optimierung.

### 2.4.3 Aktivierungsfunktion

Bei der Aktivierungsfunktion handelt es sich um eine statistische Verteilungsfunktion. Sie bildet einen Wert auf eine Wahrscheinlichkeit ab.

Als übliche Aktivierungsfunktionen werden *tanh*, die Sigmoid-Funktion oder die ReLu-Funktion gewählt. Diese besitzen besondere Eigenschaften innerhalb ihrer Ableitung, was eine Berechnung wesentlich erleichtert ([Str] S95ff 6.3.1 *The Sigmoid Function*).

### Sigmoid und Tanh

Die Sigmoidfunktion ist eine stochastische Verteilungsfunktion und stellt eine Abwandlung der Tangens-Hyperbolicus Funktion dar.

$$\text{sig}(t) = \frac{1}{1 + e^{-t}} = \frac{e^t}{1 + e^t} = \frac{1}{2} \cdot (1 + \tanh \frac{t}{2}) \quad (2.7)$$

Die Range der Sigmoidfunktion ist  $[0, 1]$  und eignet sich insofern explizit für die binäre Klassifizierung, um die Wahrscheinlichkeit der Klasse zu ermitteln.

Die Sigmoidfunktion und Tanh sind in [Abbildung 2.3](#) zu sehen.

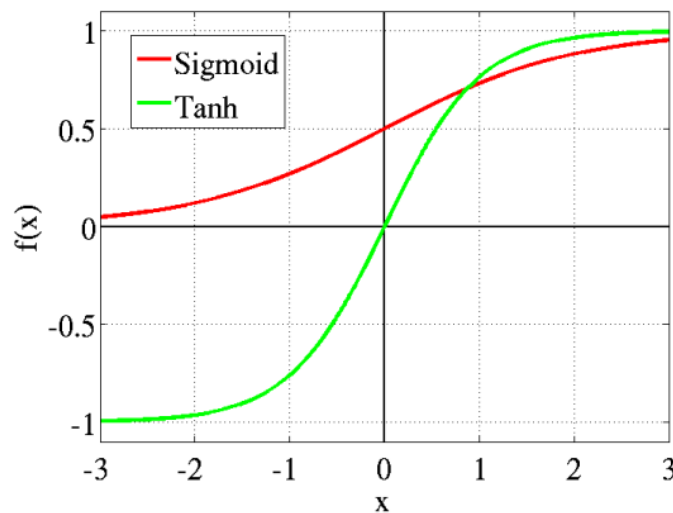


Abbildung 2.3: Sigmoid und Tanh

Die Tangens-Hyperbolicus Funktion unterscheidet sich dahingehend, dass sie auf negative Eingaben stark negativ einschlägt, sowie auf Null-Eingaben ebenfalls Null liefert.

Die Ableitung der Sigmoidfunktion in Formel [2.8](#) ist dahingehend besonders, da Sie sich ebenfalls auf die Sigmoidfunktion beruft.

Nach dem einmaligen Berechnen der Sigmoidfunktion für einen Wert  $t$ , lassen sich in einfachen Operationen alle Ableitungen bestimmen.

$$\frac{d \operatorname{sig}(t)}{d t} = \operatorname{sig}(t) \cdot (1 - \operatorname{sig}(t)) \quad (2.8)$$

### Rectified Linear Unit

Die Rectified Linear Unit Funktion, kurz **ReLU** ist eine der am weitesten verwendeten Aktivierungsfunktionen in neuronalen Netzen und ist definiert als:

$$\operatorname{ReLU}(t) := \max(0, t) \quad (2.9)$$

Der größte Kritikpunkt an der ReLU-Funktion ist, dass negative Eingabewerte stets als Null gewertet werden, was die Möglichkeiten des Modells von den Daten zu *lernen* stark einschränkt (vgl. [Sha] Abschnitt 3 Absatz 5). Es gibt verschiedene

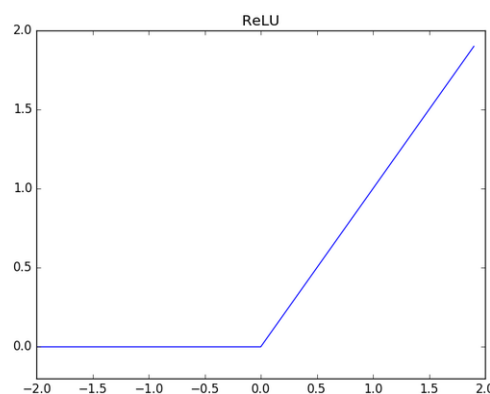


Abbildung 2.4: Plot der ReLU-Funktion

Ansätze, diesen Nachteil auszugleichen:

1. Bei **Leaky ReLU** werden negative Werte anstatt mit einem Bruchteil (ca.  $\frac{1}{100}$ -stel) ihres Wertes behandelt.
2. Bei **Randomized ReLU** wird dieser Bruchteil zufällig gewählt und ggfs. während der Laufzeit angepasst.
3. Bei **ELU** werden negative Werte mit der Funktion  $a(e^x - 1)$  wobei  $a$  ein gewählter Parameter zwischen 0 und 1 ist.

## Softmax

Die (*echte*) Softmax-Funktion stellt eine logistische Verteilungsfunktion für mehrere Parameter dar. Sie ist definiert als:

$$\text{softmax} : \mathbb{R}^K \rightarrow \{z \in \mathbb{R}^K \mid z_i \geq 0, \sum_{i=0}^K z_i = 1\} \quad (2.10)$$

$$\text{softmax}(z)_j = \frac{e^{z_j}}{\sum_{k=1}^K e^{z_k}} \quad j = 1, \dots, K \quad (2.11)$$

Die Softmax-Funktion liefert eine Wahrscheinlichkeit für jede Klasse, der ein Trainingsbeispiel angehören kann. Die Wahrscheinlichkeit über alle Klassen ist 1. Sie ist eine Annäherung an die *max*-Funktion.

**Softmax als Aktivierungsfunktion** (eines Neurons) mit  $k$ -Eingaben ist definiert als:

$$\text{softmax}(\vec{t}) = \ln \sum_{i=1}^K e^{t_i} \quad (2.12)$$

Die Softmax-Aktivierungsfunktion stellt eine Annäherung an die *max* bzw. ReLU Funktion dar, wie dargestellt in Abbildung 2.5. *Softmax* gewinnt dahingehend

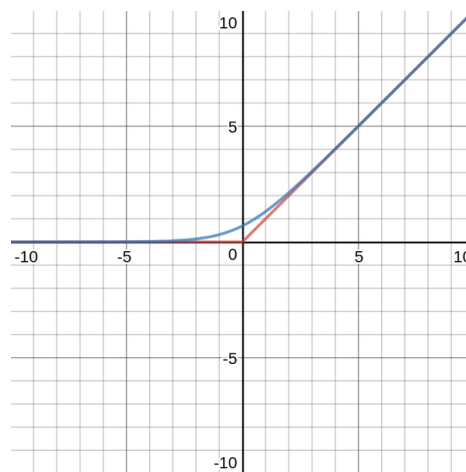


Abbildung 2.5: ReLU(Rot) und Softmax(Blau)

an Bedeutung, das sie ableitbar ist und somit in den versteckten Schichten des Neuronalen Netzes verwendet und trainiert werden kann (vgl. [Pat] Abschnitt *What is the Purpose[...]*).



Die Softmax-Funktion wird in der Ausgabeschicht verwendet für Multiklassen-Klassifizierung. Die Softmax-Aktivierungsfunktion kann innerhalb der versteckten Schichten verwendet werden.

#### 2.4.4 Optimierungsfunktion

Die Optimierungsfunktion hilft, für eine (unbekannte) Funktion ein Extremum zu finden und wird konkret benötigt, um das Minimum der Fehlerfunktion zu erreichen.

Im Rahmen des Machine-Learning verwaltet die Optimierungsfunktion ebenfalls Trainingsparameter, z.B. die Lernrate, eine Beschleunigungs- und Verfallslogik. Ebenso oft Bestandteil sind Funktionen, welche eine zufällige Verschiebung bewirken. Grund hierfür ist eine Schwäche der meisten Optimierungsfunktionen, sich auf ein lokales Extremum einzupendeln.

Übliche Aktivierungsfunktionen sind das *Gradientenverfahren* sowie das *Stochastische Gradientenverfahren*.

#### 2.4.5 Bewertung der Klassifizierung

Die Klassifizierung ist simpel dahingehend zu Bewerten, wieviele der Testdaten korrekt Klassifiziert wurden.

Die (relative) Genauigkeit ergibt sich als:

$$acc = \frac{\#\{t \in TestSample | guess(t) == class(t)\}}{\#TestSample} \quad (2.13)$$

## 2.5 Neuronale Netzwerke

Dieser Abschnitt widmet sich den Konzepten künstlicher Neuronaler Netze. Als Hauptquelle dient der Artikel von Selby [Sel] sowie die Vorlesung von Dr. Stroetmann [Str].

Neuronale Netze erhielten ihren Namen, da man zu Beginn der Forschung dachte, dass das menschliche Gehirn wie ein *computational Graph* funktionierte. Diese These wurde biologisch weitgehend widerlegt und deswegen werden die Neuronalen Netze der Informatik mit dem Zusatz *künstlich* markiert.

Im Folgenden wird zunächst der Aufbau des Modells und anschließend das Training vorgestellt.

### 2.5.1 Modell künstlicher neuronaler Netze

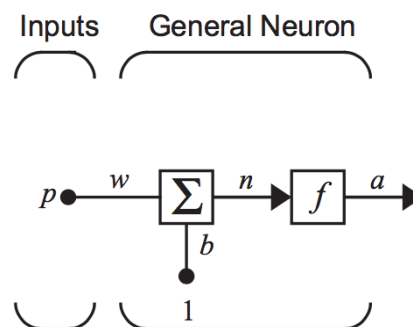


Abbildung 2.6: Einzelnes Neuron

Grundidee des Modells bildet das Konzept eines **Neurons**. Dieses erhält Eingabewerte, und sobald ein gewisser Schwellwert erreicht wurde, *feuert* es sein Signal ab, um andere Neuronen zu kontaktieren oder Handlungen hervorzurufen.

Im Rahmen der Informatik äußert sich diese Neuronen-Logik durch eine Aktivierungsfunktion, die üblicherweise ohne Bedingung eine Ausgabe erzeugt. Dies zeigt Abbildung 2.6.

Diese Neuronen werden zu einem Graphen, welche sich als *Schichten* anordnen. Je-

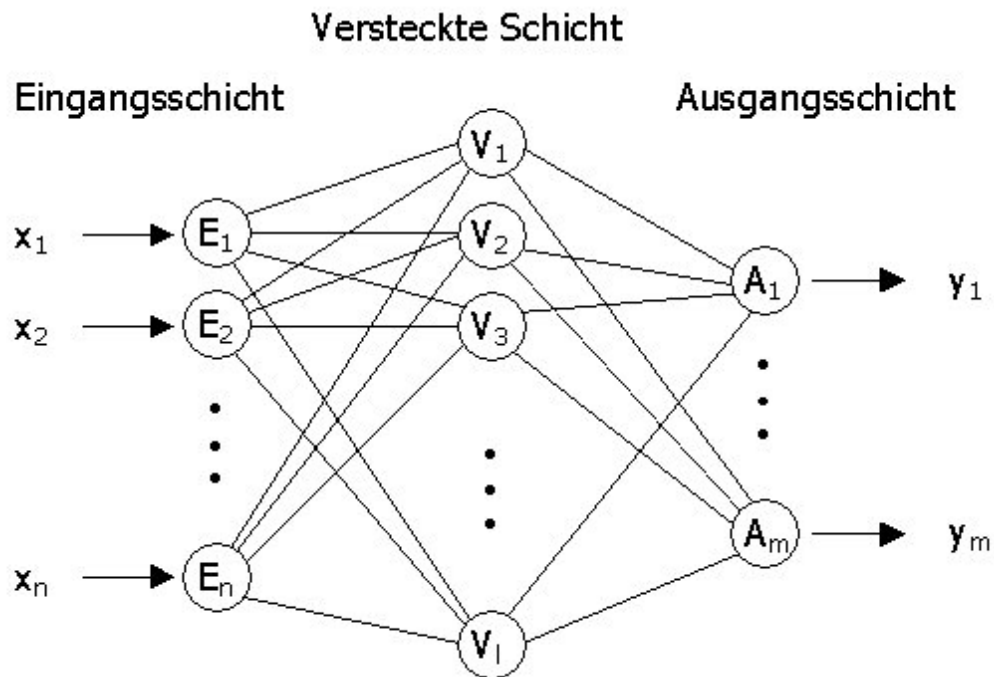


Abbildung 2.7: Modell eines Neuronalen Netzwerkes

des Neuron einer Schicht erhält Eingaben von jedem Neuron der vorhergehenden. Diese Eingaben werden zusätzlich gewichtet.

Die Eingabe in das Neuronale Netzwerk erfolgt über den Inputlayer, welcher keine Aktivierungsfunktion hat. Die Ausgabe des Neuronalen Netzwerkes erfolgt in der sog. Ausgabeschicht, welche je nach Art des Netzes einen (für Regressionen), zwei (für binäre Klassifikationen) oder  $n$  (für  $n$ -Klassen Multiklassifikation) Knoten besitzt.

Die Neuronen zur Berechnung befinden sich in den *Hidden Layers*. Gibt es mehr als einen Hidden-Layer spricht man von einem *Deep Neuronal Network*<sup>2</sup>. Dieses vollständige Modell zeigt Abbildung 2.7.

Um das Modell zu trainieren, muss ebenfalls der Fehler der Schätzung minimiert

<sup>2</sup>Grund hierfür ist die Funktion der tieferen Schichten - Anstatt nur die Eingabe zu gewichten, werden hier weitere Features erkannt bzw. erzeugt, welche nur für den Algorithmus erkennbar sind

werden. Hierbei werden die Konzepte der linearen und logistischen Regression verwendet, jedoch mit dem Zusatz, das anstatt eines einzelnen Gewichtsvektors eine Gewichtsmatrix angepasst werden muss.

### 2.5.2 Forward Propagation

Unter der *Vorwärtsausbreitung* versteht man den Algorithmus, welcher einen Eingabevektor durch alle Gewichtsvektoren und Schichten transformiert.

Dieser *Feed Forward*-Prozess kann sowohl iterativ über alle Vektoren erfolgen, oder zusammengefasst als Matrizenoperation.

### 2.5.3 Backward Propagation

Die *Rückwärtsausrichtung* bezeichnet den Algorithmus, welcher die Gewichte anhand des gemessenen Fehlers nachjustiert.

Hierbei wird in gleichem Maße wie in der logistischen Regression vorgegangen, mit dem Unterschied das die Gewichte in einer Matrix vorliegen. Die vorgestellten Optimierungsverfahren finden hier ebenfalls Anwendung.

Die Eigenschaften der Aktivierungsfunktionen bezüglich ihrer Ableitung finden hier im besonderen Maße Anwendung, denn um von der Ausgabeschicht auf den letzten Hidden-Layer nachzujustieren benötigt man die erste Ableitung. Um auf den nächsten Hidden Layer einfluss zu nehmen, muss die zweite Ableitung gebildet werden (usw.). Eine mathematische Ausarbeitung findet sich unter [Ola] *Computational Victories*.

### 2.5.4 Training

Das Training bezeichnet den (iterativen) Prozess, solange mit den vorliegenden Trainingsdaten zunächst Forward-Propagation durchzuführen, und anschließend mittels Backward Propagation das Netz auszurichten.

Der Umfang dieses Trainings bleibt dem Anwender überlassen. Es ist möglich, bessere Ergebnisse zu erzielen, obwohl man mit denselben Daten häufiger trainiert. Einen solchen wiederholten Trainingsdurchlauf nennt man eine **Epoche**.

### 2.5.5 Bewertung des Neuronalen Netzes

Die Bewertung des Neuronalen Netzes erfolgt, je nach Art des Ergebnisses, analog wie die der Linearen oder Logistischen Regression.

### 2.5.6 Einflüsse auf den Trainingserfolg

Zum Abschluss dieses Abschnittes werden noch einmal die *Stellschrauben* vorgestellt, anhand derer Änderungen des Trainingserfolges erzielt werden können.

- **Netzaufbau und Struktur:** Die Anzahl der Knoten, Schichten, und Einstellungen zur Verknüpfung können variiert werden.
- **Optimierungsfunktion:** Hierbei können die das Grundlegende Verfahren (Gradient Descent, SGC, Adadelta) gewählt werden, sowie Trainingsparameter (Lerngeschwindigkeit, Beschleunigung, Verfall) gesetzt werden.
- **Aktivierungsfunktion der Neuronen**
- **Menge der Trainingsdaten:** Eine größere Menge an Trainingsdaten hilft maßgeblich, den Sachverhalt besser erfassen zu können. Auch sind große Datenmengen notwendig, um bei komplexeren Netzen *overfitting* zu vermeiden.
- **Umfang der Trainingsdaten**
- **Anzahl der Epochen und Iterationen**

Konkrete Anwendungen dieser Parameter und die damit zusammenhängende Ergebnisse finden sich unter ??.

## 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 werden die Bibliotheken *RevoscaleR* und *MicrosoftML* von Microsoft benutzt (Die Dokumentation findet sich unter [Ste]). Sie wird bereits mit dem SQL-Server geliefert. Hauptargument für diese Umsetzung waren die gründliche Dokumentation von Microsoft, die eine Benutzung innerhalb des SQL-Servers bereits behandelt, sowie die gemeinsame Produktfamilie die einen einheitlichen Technik-Stack ergibt.

**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 [[Git](#)] 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 Skript-Aufrufen gleich. Im Folgenden werden nur die R-Skripte vorgestellt.

### 3.3.1 Lineare Regression

Für die diese Form der Regression gelten innerhalb des Paketes MicrosoftML folgende Bedingungen:

1. Alle Eingabewerte des Modells müssen (reelle)<sup>1</sup> Zahlen sein
2. Texteingabewerte müssen zuvor über einen Faktor realisiert werden. Dieser Faktor muss eine festgesetzte Anzahl an Leveln besitzen.
3. Der Ausgabewerte ist eine reelle Zahl

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=TrainingsData);
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(TestData));

```

<sup>1</sup>Es gibt andere Pakete, die komplexe Zahlen unterstützen



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 Model eine Prognose erstellt.

### 3.3.2 Klassifikation

Für die Klassifikation mit RevoscaleR gelten folgende Bedingungen:

1. Alle Eingabewerte des Modells sind reelle Zahlen.
2. Texteingabewerte müssen zuvor über einen Faktor realisiert werden. Dieser Faktor muss eine festgesetzte Anzahl an Leveln besitzen.
3. Die Klasse stellt einen Faktor mit Level 2 dar.
4. Der Ausgabewerte ist eine Wahrscheinlichkeit, mit der die Ausprägung positiv ausfällt
5. Es kann gleichzeitig nur eine Klasse überprüft werden

Der R-Code verhält sich parallel zum Code der linearen Regression:

```
1 formel <- rain ~ temperature+humidity;  
2 logitmodel <- rxLogit(formula = form, data = TrainingsData);  
3 rainPropability <- rxPredict(model, data.frame(TestData));
```

Als Beispiel wurde hierbei die Voraussage gewählt, ob es regnet anhand von Temperatur und Luftfeuchtigkeit.

### 3.3.3 Neuronale Netze

Es ist Möglich, die im Abschnitt 2.5 vorgestellten Konzepte direkt in R umzusetzen. Ein gutes Tutorial liefert hierbei [Sel], welcher eine Schritt-Für-Schritt Anleitung und Erklärung bietet ein eigenes Neuronales Netz zu entwerfen. Das Tutorial von Selby setzt einen ähnlichen Blogeintrag von Denny Britz (Siehe [Bri]) in R um.

Innerhalb dieser Arbeit wird allerdings das Paket *MicrosoftML* verwendet.

#### Netz-Definition

Eine der wichtigsten Einstellung stellt die Definition des Neuronalen Netzes dar. Für diese wird innerhalb der Microsoft-Umgebung (Innerhalb des ML-Servers, Azure und R-Services) einheitlich eine Definition in *Net#* verwendet. Diese Notation definiert das gesamte Neuronale Netz, und stellt einen einheitlichen und übertragbaren Standard in der Microsoft Umgebung dar. Ein einfaches Beispiel:

```
1 netDefinition <- ("  
2   input Data auto;  
3   hidden Hidden[25] sigmoid from Data all;  
4   output Result[2] from Hidden all;  
5   ")
```

In Zeile zwei wird die Eingabeschicht mit dem Namen *Data* und einer automatisch-erkannten Größe erstellt.

In Zeile drei wird die versteckte Schicht *Hidden* mit 25 Knoten, einer Verbindung zu allen Knoten in *Data* und der Aktivierungsfunktion *Sigmoid* gewählt.

In Zeile vier wird die Ausgabeschicht *Result* mit zwei Ausgabeknoten definiert. Es handelt sich um eine Binäre Klassifikation. Die Aktivierungsfunktion wird auf den Standardwert *sigmoid* gesetzt.

Es werden an ein neuronales Netzwerk innerhalb von *net#* folgende Anforderungen gestellt:

- Jedes neuronale Netz besitzt mindestens eine Eingabeschichte und genau eine Ausgabeschicht

- Die Anzahl der Knoten der Ausgabeschicht entspricht der Klasse des neuronalen Netzes (Ein Ausgabeknoten für Regression, zwei für Binäre Klassifikation,  $n$  für eine Klassifikation von  $n$ -Labeln)
- Verbindungen müssen azyklisch sein, anders ausgedrückt, sie dürfen keine Kette von Verbindungen bilden, die zurück zum ursprünglichen Quellknoten führen.
- Um eine Vorhersage mit dem Modell zu machen, werden bei den Eingabedaten mindestens alle in der Formel angegebenen Features benötigt.

Nach diesem Schema lassen sich beliebig komplexe neuronale Netze definieren. Es gibt weitere Möglichkeiten, die Netzdefinition anzupassen:

- Auswahl von Aktivierungsfunktionen (z.B. ReLU, Softmax, Linear)
- Deklaration Konvolutionsbündeln, d.h. Schichten definieren, welche sich mit zusätzlichen Gewichten gegenseitig beeinflussen
- Deklaration von Selektionsbündeln, d.h. Auswahlkriterien nach welchen die Schichten verknüpft werden
- Deklaration von Poolingbündeln, d.h. Schichten und Teilnetze, welche eine ähnliche Funktion erfüllen, allerdings nicht trainiert werden.

### Regression

Ein neuronales Netz mithilfe des Paketes zu erstellen ist ähnlich einfach wie ein normales Modell hierfür:

```

1 netDefinition <- ( "
2   input Data auto;
3   hidden Hidden[25] sigmoid from Data all;
4   output Result[1] linear from Hidden all; ")
5 form <- C ~A+B;
6 model <- rxNeuralNet(
7   formula = form,
8   data = TrainingsData,
9   type = "regression",

```

```

10 netDefinition = netDefinition ,
11 numIterations = 100,
12 normalize = "yes"
13 );

```

Zunächst wird ein Netz definiert, welches als Ausgabeschicht einen einzelnen Knoten mit linearer Ausgabefunktion besitzt. Anschließend wird die Formel aus dem obigen Beispiel für Lineare Regression definiert, und das Modell mit der Funktion `rxNeuralNet(...)` erstellt. Diese erhält gegenüber anderen Modellen zusätzliche Parameter für die Netzdefinition, die Iterationen und den Typ des neuronalen Netzes.

Des Weiteren können Einstellungen über die Optimierungsfunktion, Initialisierung der Gewichte, sowie Lerngeschwindigkeit, Verfall und Beschleunigung vorgenommen werden.

### Multiclass-Labeling

Um eine Multiklassen-Klassifizierung vorzunehmen benötigt man einen ähnlichen Aufbau:

```

1 netDefinition <- ("
2   input Picture auto;
3   hidden Hidden[250] sigmoid from Picture all;
4   output Species[4] softmax from Hidden all; ")
5 form <- Species ~Sepal.Length+Sepal.Width+Petal.Length+Petal+Width;
6
7 model <- rxNeuralNet(
8   formula = form,
9   data = TrainingsData,
10  type = "multiclass",
11  netDefinition = netDefinition
12 );

```

Als Beispiel ist die Klassifizierung eines Bildes in eine von 4 Lotus-Spezies gewählt. Zu betonen ist, dass die Ausgabe der Vorhersage 5 Werte erzeugt: Einen für die wahrscheinlichste Spezies, und für jede Spezies die Wahrscheinlichkeit.

## 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

Ziel des Fallbeispiels ist es, *lohnenswerte* Prognosen anhand von realistischen Daten zu erheben und die Qualität der verwendeten Algorithmen objektiv zu bewerten.

#### User-Stories

Als lohnenswert werden hierbei Fragestellungen bezeichnet, welche für ein Unternehmen einen Mehrwert darstellen. Konkret werden folgende User-Stories behandelt:

- Wie viele Taxis brauche ich kommenden Samstagmittag am Time-Square, wenn es sonnig wird?
- Wie viel Umsatz werde ich am ersten Oktoberwochenende machen?
- Zu welchem Ort wird eine Person an einem regnerischen Morgen aus Manhattan fahren?
- Am 23.12 um 01:00 endet die Weihnachtsfeier im Trump-Tower. Wieviele Passagiere wird das Taxi haben?

- Gibt es ein Muster, nach welchem mehr Trinkgeld gegeben wird?
- Wie viel Trinkgeld werden 3 Fahrgäste geben, wenn eine relativ kurze Strecke vom JFK-Airport gefahren wird?
- Wie lange wird ein Fahrgast brauchen, wenn er dem Taxi an der Freiheitsstatue sagt *kurz zu warten*?
- Am 21. Juni um 14:30 stehen zwei Personen am Central Park bei Nebel. Werden Sie ein grünes oder ein gelbes Taxi nehmen?

Es ist anzunehmen, dass einige Prognosen deutlich bessere Ergebnisse liefern als andere. Dennoch sollen bewusst auch die Grenzen von Machine-Learning gezeigt werden.

Die vorgestellten User Stories werden in dieser Reihenfolge in den folgenden Abschnitten behandelt.

### Anforderungen

Um eine objektive Bewertung vorzunehmen, werden folgende Kriterien an die Durchführung der Experimente gestellt:

- **Harte Kriterien:** Die Tests liefern als Resultat eine Genauigkeit.  
Eine Bewertung dieser Genauigkeit findet lediglich im Fazit statt.
- **Wiederholbarkeit:** Eine Wiederholung der Tests muss dieselben Resultate liefern
- **Nachstellbarkeit:** Mithilfe dieses Experimentes muss der Leser im Stande sein, die gezeigten Ergebnisse selbst nachstellen zu können

## 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 Kleinunternehmen.

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 <sup>1</sup> ergänzt.

---

<sup>1</sup>Wie sie innerhalb des SQL-Servers bezeichnet werden

Name	Beschreibung	Datentyp
<b>VendorID</b>	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 <b>ohne Trinkgeld</b>	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
<b>Date</b>	Der Tag, an welchem der Datensatz erhoben wurde	date
<b>Hour</b>	Die Stunde, an welcher der Datensatz erhoben wurde	smallint
<b>DryBulbTemp</b>	Die Trockenkugeltemperatur	real
<b>WetBulbTemp</b>	Die Feuchtkugeltemperatur (Messung unter Berücksichtigung von Verdunstungskälte)	real
<b>DewPointTemp</b>	Die Höhe des Taupunktes	real
<b>RelativeHumidity</b>	Die gemessene Luftfeuchtigkeit	real
<b>Visbility</b>	Sichtweite in Meilen	real
<b>WindSpeed</b>	Windgeschwindigkeit	real
<b>WindDirection</b>	Windrichtung in Grad	int
<b>Sunrise</b>	Uhrzeit des Sonnenaufgangs	datetime
<b>Sunset</b>	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 dar<sup>2</sup>.

**Ausschnitt-Tabellen** Neben den Views werden des Weiteren kleinere Auschnitte 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

## 4.4 Prognosen mithilfe des Neuronalen Netzes

## 4.5 Test des Modells

### 4.5.1 Kriterien

### 4.5.2 Testfall

### 4.5.3 Ergebnisse

---

<sup>2</sup>Es findet keine implizite Konvertierung von Strings in ein Dictionary statt

## 5 Fazit

# Literaturverzeichnis

- [Bri] BRITZ, Denny: *Building a neural Network from scratch*. <http://www.wildml.com/2015/09/implementing-a-neural-network-from-scratch/>. – Erstellung eines NN mit Python Schritt für Schritt - benutzt als Quelle bei Selby NN
- [Dar84] DARLEY, John M.: A Hypothesis-Confirming Bias in Labeling Effects. 44 (1984), S. 20–33
- [FR] FORTMANN-ROE, Scott: *Understanding the Bias-Variance Tradeoff*. <http://scott.fortmann-roe.com/docs/BiasVariance.html>
- [Git] *ML-Server*
- [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](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](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>

- [NOA] NOAA: *Land-Based Station Data*. <https://www.ncdc.noaa.gov/data-access/land-based-station-data>. – Quelle der Wetterdaten, angegebenes Date = Letztes Update
- [Ola] OLAH, Christopher: *Calculus on Computational Graphs: Backpropagation*. <http://colah.github.io/posts/2015-08-Backprop/>
- [Pat] PATNIA, Abhishek: *Why is softmax activate function called  $\beta$ softmax"?* <https://www.quora.com/Why-is-softmax-activate-function-called-softmax>
- [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
- [Sha] SHARMA, Sagar: *Activation Functions: Neural Networks*. <https://towardsdatascience.com/activation-functions-neural-networks-1cbd9f8d91d6>
- [Ste] STEEN, Heidi: *RevoScaleR package*
- [Str] STROETMANN, Prof. Dr. K.: *Artificial-Intelligence*. <https://github.com/karlstroetmann/Artificial-Intelligence/tree/master/Lecture-Notes>