

DHBW KARLSRUHE
APPLIED COMPUTER SCIENCE

STUDIENARBEIT

Klassifikation und Analyse aus Stromdaten im Haushalt mit neuronalen Netzen

Tim Schrodi
6857027, TINF15B1

01.10.2017 - 14.05.2018
BETREUT VON DANIEL LINDNER
PROF. DR. JOHANNES FREUDENMANN, STUDIENGANGSLEITER

Selbstständigkeitserklärung

(gemäß §5(3) der „Studien- und Prüfungsordnung DHBW Technik“ vom 29. 9. 2015) Ich versichere hiermit, dass ich meine Projektarbeit mit dem Thema: „Klassifikation und Analyse aus Stromdaten im Haushalt mit neuronalen Netzen“ selbstständig verfasst und keine anderen als die angegebenen Quellen und Hilfsmittel benutzt habe. Ich versichere zudem, dass die eingereichte elektronische Fassung mit der gedruckten Fassung übereinstimmt.

Tim Schrodi

Ort, Datum

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	2
2	Grundlagen	4
2.1	Maschinelles Lernen (Machine Learning)	4
2.1.1	Künstliche Intelligenz	4
2.1.2	Einführung	4
2.1.3	Lernprozess	5
2.2	Neuronale Netze	6
2.2.1	Aufbau	6
2.3	Physikalische Grundlagen	11
2.4	Erhebung der Messdaten	11
2.4.1	Klassifikation der Messdaten	11
2.5	Visualisierung	13
3	Ausführung	15
3.1	Manuelle Analyse	15
3.2	Vorbereiten der Daten	19
3.3	Neuronales Netz	20
3.4	Trainingsprozess	24
3.5	Auswertungsalgorithmus	26
4	Ergebnis	29
4.0.1	Auswertung der Ergebnisse	32
4.0.2	Ergebnisglättung	34
4.0.3	Zusammenfassung	35
5	Produktivbetrieb	36
5.0.1	Implementierung	36
5.0.2	Deployment	37
5.0.3	API-Spezifikation	38

Zusammenfassung

Das Ziel dieser Studienarbeit ist es mithilfe von verschiedenen Machine Learning-Methoden aus Stromdaten eines Haushalts verschiedene Geräte zu klassifizieren. Diese Klassifikation beinhaltet die Bestimmung der Laufzeit dieser Geräte innerhalb einer Zeitreihe. Die Bestimmung der Laufzeit bedeutet, dass bestimmt werden soll zu welchen Zeiten welche Geräte aktiv waren. Dazu wurden mit einem Messgeräte die allgemeine Spannung, Frequenz und verschiedene Oberwellen eines üblichen Stromnetzwerks eines privat Haushalts über mehrere Monate erfasst. Hinzu wurden manuell verschiedene Geräte wie eine Kaffeemaschine oder eine Mikrowelle klassifiziert. Anhand der Stromverläufe und den dazu klassifizierten Geräten wurden verschiedene neuronale Netze trainiert und miteinander verglichen.

Auch wird die Wirtschaftlichkeit sowie der produktive Einsatz der Ergebnisse beachtet. Die neuronalen Netze, welche die besten Ergebnisse erzielten werden außerdem im produktiv Betrieb getestet und eingesetzt.

MSSQL	Microsoft SQL-Server
CI	Continuous Integration
CD	Continuous Delivery
E2E	end to end
RNN	Recurrent Neural Network
CNN	Convolutional Neural Network
CRM	Customer Relationship Management

Kapitel 1

Einleitung

Was bis vor kurzer Zeit nur ein wissenschaftlicher Teil der Informatik war, erhält nun immer größere Bedeutung und Einfluss in vielen weiteren wirtschaftlichen und wissenschaftlichen Themen. Seit große IT Firmen wie Google oder Facebook große Fortschritte mit maschinellem Lernen und künstlicher Intelligenz erzielen, wird maschinelles Lernen auch produktiv eingesetzt und immer mehr Nutzer kommen damit im täglichen Leben in Berührung. So liegt es Nahe dies auch auf bisher unberührten Branchen wie Automobil oder Elektronik Branche auszuweiten.

Eine dieser neuen Branchen ist die elektrische Energiewirtschaft, welche unter anderem die elektronische Infrastruktur und somit auch die Grundversorgung an elektrischer Energie bereitstellt. Die Versorgung von privaten Haushalten sowie Firmen mit elektrischer Energie ist mit der immer schneller wachsenden Nachfrage nach diesem Rohstoff, eine nicht mehr wegzudenkende Kernindustrie, welche immer noch große Wachstumschancen hat. In dieser Arbeit wird Data-Mining auf elektrotechnische Größen angewendet um weiterführende semantische Aussagen über diese Werte zu erhalten. Es werden verschiedene Netzdaten und dazugehörige Verläufe aufgezeichnet und mithilfe von verschiedenen Methoden von Maschinellern analysiert. Hauptbestandteil ist die Mustererkennung in den aufgenommenen Verläufen und deren Zuordnung zu verschiedenen Geräten in einem Haushalt. Hierbei sollen verschiedene normale Haushaltgeräte, wie Kaffeemaschinen oder Fernseher, welche innerhalb einem Stromnetzes eines privaten Haushalts betrieben werden, erkannt werden. Mit den damit erhobenen Daten können somit Aussagen über Laufleistungen getroffen werden. Außerdem wird auf die wirtschaftliche Nutzung des resultierenden Modells, sowie deren Produktivbetrieb eingegangen.

Für die maschinelle Analyse wird die Keras-API¹ mit Tensorflow im Backend verwendet. Die Datenverarbeitung, Visualisierung sowie die Trainings- und Testphasen werden mit Python² umgesetzt.

¹<https://keras.io/>

²<https://www.python.org/>

Kapitel 2

Grundlagen

2.1 Maschinelles Lernen (Machine Learning)

Wenn man maschinelles Lernen oder Künstliche Intelligenz hört, denkt die Mehrzahl an Roboter mit eigenem Bewusstsein und Denken wie in vielen Science-Fiction-Filmen dargestellt. Jedoch ist maschinelles Lernen mittlerweile keine Zukunftstechnologie mehr. Bereits in den 60er Jahren gab es erste Versuche der Wissenschaft Künstliche Intelligenz zu erschaffen. Doch was ist maschinelles Lernen wirklich? Und was bedeutet es für einen Computer zu lernen?

Dieses Kapitel beschäftigt sich mit diesen Fragen und gibt einen kurzen Überblick über heutige Verfahren von Maschinellern Lernen.

2.1.1 Künstliche Intelligenz

Bevor maschinelles Lernen erklärt werden kann sollte Künstliche Intelligenz im allgemeinen geklärt werden.

2.1.2 Einführung

Nimmt man den Begriff maschinelles Lernen wörtlich beschreibt er das Lernen einer Maschine, also die Fähigkeit einer Maschine intelligenter zu werden. Von Maschinellern Lernen spricht man, falls eine Maschine auf Basis von Erfahrung und Fakten „ohne speziell programmiert worden zu sein“ [3, 20], neues Wissen oder neue Zusammenhänge generieren kann. Wenn eine Maschine nachdem sie etwas gelernt hat bei der Ausführung einer Aktivität besser geworden ist, hat die Maschine maschinell gelernt [3, 20]. Das reine auswendig lernen von Fakten, wie beispielsweise das abspeichern einer Wikipedia-Seite

auf die lokale Festplatte eines Computers, ist kein Wissenserwerb.

Ein Beispiel für maschinelles Lernen ist der Spamfilter bei Emails. Hier lernt ein Computer auf Basis von bisherigen Spammails neue Emails als Spam zu erkennen.

Der Einsatz von Maschinellern Lernen hat meist Vorteile gegenüber herkömmlichen Statistischen Methoden falls große Datenmengen ausgewertet werden müssen oder kein bekanntes Modell zur Problemlösung bekannt ist. Durch maschinelles Lernen können Zusammenhänge erkannt werden, die durch andere statistische oder algorithmische Verfahren nicht erkannt oder abgebildet werden können.

2.1.3 Lernprozess

Grundlegend besteht maschinelles Lernen aus einer Trainingsphase und einer Test- beziehungsweise Validierungsphase. Hierzu werden zunächst alle vorhandenen Daten in Trainings- sowie Testdaten meist im Verhältnis 80:20 eingeteilt. In der Trainingsphase wird auf Basis der Trainingsdaten, wie zum Beispiel bisherige Emails eines Benutzers, ein Modell erstellt, welches dann in der Validierungsphase auf seine Genauigkeit und Validierungsgenauigkeit überprüft wird. Genauigkeit bedeutet, dass in der Validierungsphase alle Daten, welche auch im Trainingsprozess verwendet wurden, von dem neuen Modell klassifiziert werden.

Dieses Ergebnis wird dann mit der bekannten Klassifizierung der Daten abgeglichen und eine Übereinstimmungswahrscheinlichkeit errechnet, welche dann als Genauigkeit des Modells gilt. Um die Validierungsgenauigkeit zu berechnen wird derselbe Prozess auch mit den Testdaten durchgeführt. Die Validierungsgenauigkeit ist wichtig um herauszufinden ob das entstandene Netz die Trainingsdaten nur auswendig gelernt hat oder wirklich neues Wissen generiert hat. Dies ist der Fall, sobald während des Trainings die Validierungsgenauigkeit immer weiter sinkt, dann spricht man von Overfitting des Netzes.

Aus dem Ergebnis der Validierungsphase sowie der sonstigen Wissensbasis kann nun eine neue Trainingsphase durchgeführt werden(vgl. 2.1). Dieser Prozess wird Epoche genannt und kann nun beliebig oft wiederholt werden und das Modell weiter verbessert werden. Das entstandene Modell stellt das neu generierte Wissen dar.

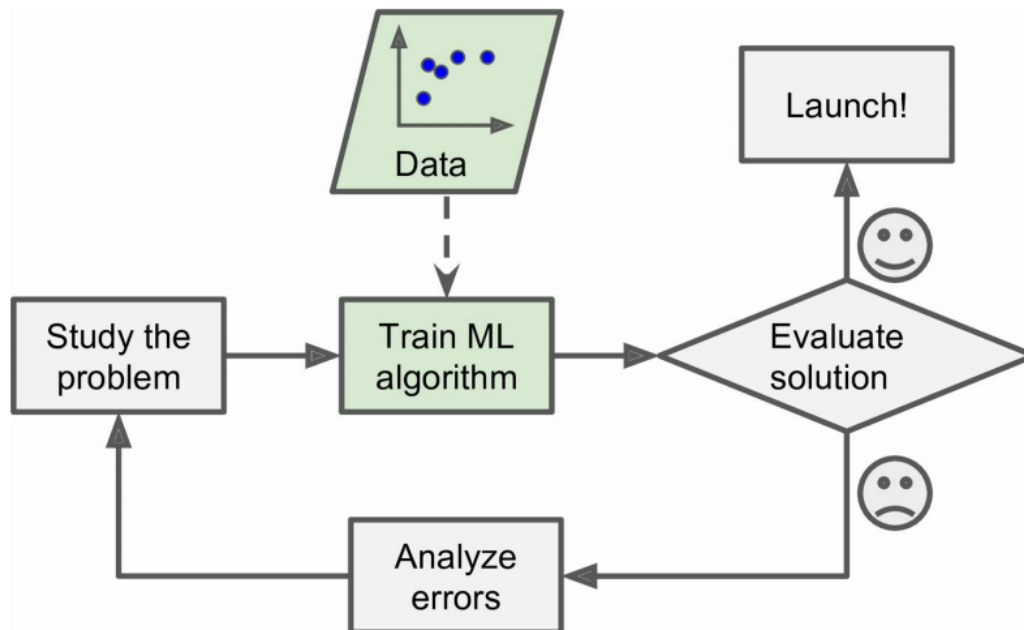


Abbildung 2.1: Trainingsprozess ([3, Figure 1-2])

2.2 Neuronale Netze

[8, 9, Vgl. im Folgenden]

Neuronale Netze sind eine Form von Maschinellem Lernen und die heute am meisten eingesetzte Technik für Bilderkennung, Spracherkennung oder Zeitreihenanalyse.

2.2.1 Aufbau

Ein künstliches neuronales Netz ist an das menschliche Gehirn angelehnt und soll dessen neuronales Netz sowie dessen Verhalten abbilden. Dementsprechend besteht ein solches Netz aus mehreren Neuronen und Schichten von Neuronen welche über Synapsen miteinander verbunden sind.

Neuronen

Neuronen bestehen aus Eingängen, auch Dendriten genannt, welche durch eine Eingangsfunktion, eine Aktivierungsfunktionen sowie eine Ausgabefunktion geleitet werden. Die Ausgabe eines Neurons besteht daraus dass dieses je nach Eingabe und Art entweder angeregt („gefeuert“) wird oder nicht.

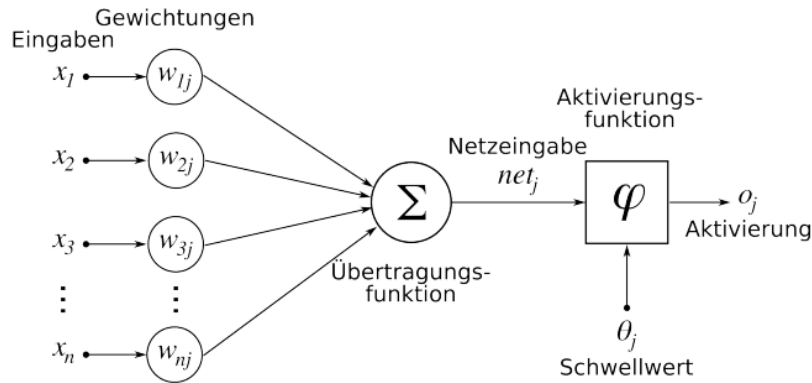


Abbildung 2.2: Aufbau eines Neurons

Die Eingangsfunktion berechnet aus den verschiedenen Eingängen den effektiven Eingang welcher dann weiter von der Aktivierungsfunktion verarbeitet wird. Diese effektive Eingabe ist dann die Netzeingabe in das Neuron. Meist wird die Netzaktivität net einfach als Summe aller Eingänge x und deren Gewichtungen w errechnet:

$$net = \sum_{i=0}^N x_i w_i \quad (2.1)$$

Die Aktivierungsfunktion dient zur eigentlichen Auswertung der Eingabe bzw. Netzaktivität. Die Aktivierungsfunktionen erzeugt ein Aktivierungspotential welches von der Ausgangsfunktion ausgewertet wird.

Die Ausgangsfunktion entscheidet schlussendlich ob das Neuron angeregt wird oder nicht. Hierzu wird geprüft ob das Aktivierungspotential der Aktivierungsfunktion einen bestimmten Schwellenwert übersteigt. Dieser Schwellenwert wird mithilfe einer Schwellenwertfunktion errechnet. Die Schwellenwertfunktion muss monoton wachsend sein, kann jedoch verschiedene Formen annehmen. Sie kann linear Verlaufen wie es beim Perzeptron der Fall ist, nicht-linear oder eine Sprungfunktion sein. Durch eine nicht-lineare Funktion wie die Sigmoid-Funktion lassen sich mächtigere neuronale Netze entwickeln weshalb heutzutage meist eine solche zum Einsatz kommt.

Topologie

Bei einem neuronalen Netz sind dessen Neuronen über Synapsen, welche bestimmte Kantengewichte bzw. Biases haben, verbunden. Durch verschiedene Kantengewichte können Eingänge oder bestimmte Features priorisiert werden. Dies bedeutet, dass Eingänge welche größeren Einfluss auf das erwartete Ergebnis haben, höher gewichtet werden können und somit stärker in das Ergebnis mit einbezogen werden.

Durch verschiedene Verbindungen zwischen Neuronen ergeben sich verschiedene Topologien von Netzen:

Vorwärts-verkettete Netze , auch feed-forward Netze genannt, bestehen aus verschiedenen Neuronen-Schichten(hidden layers), welche nur mit der nächst höheren Schicht verbunden sind. Somit verlaufen die Daten nur in eine Richtung, vom Eingang zum Ausgang.

Rekurrente Netze , auch Recurrent Neural Network, können auch aus mehreren Neuronen-Schichten bestehen, wobei hier auch Verbindungen in tiefere Schichten möglich sind. Dies bedeutet, dass auch Ergebnisse von vorherigen Durchläufen des Netzes als Eingang mit einbezogen werden können.

Voll-vernetzte Netze sind neuronale Netze, bei denen alle Neuronen mit allen anderen Neuronen vernetzt sind. Wobei hierbei keine wirkliche Struktur erkennbar ist und ein sehr großer Rechenaufwand besteht.

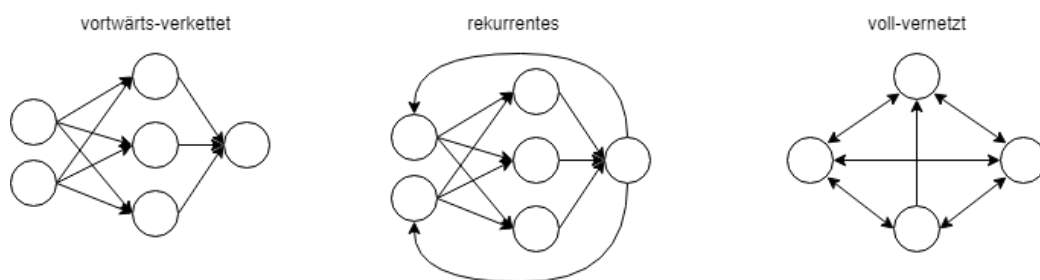


Abbildung 2.3: Netztopologien [4]

Lernen

Bei neuronalen Netzen ist das vorhandene Wissen durch die Kantengewichte repräsentiert. Daraus folgt, dass verschiedene Klassifikationen von neuronalen Netzen, mit derselben Topologie, sich nur von den Kantengewichten abhängt.

Dementsprechend lernt ein neuronales Netz durch das sequentielle Anpassen der Gewichte. Dazu gibt es verschiedene Verfahren wie diese Gewichte angepasst werden können.

Beim **Backpropagation Lernen** werden in der Trainingsphase die Ergebnissen eines Durchlaufs mit den erwarteten Ergebnissen verglichen und der Ausgabefehler berechnet. Mithilfe dieses Fehlers wird nun Schichtweise versucht den Fehler auf einzelne Neuronen bzw. Gewichte bis hin zur Eingabeschicht zurückzuführen. Danach werden nun bei verschiedenen Neuronen Änderungen der Gewichte durchgeführt um den Fehler der Ausgabefunktion zu minimieren. Hierbei wird für jedes Gewicht mithilfe verschiedener Gradientenverfahren eine Änderung berechnet.

Beim **Batch Lernen** wird anders als beim Backpropagation Lernen nicht nach jeden Durchlauf des Netzes die Gewichte angepasst sondern erst nachdem das Trainingsset komplett durchlaufen wurde. Dies führt zu weniger Genauigkeit das nicht auf spezielle Eigenschaften einzelner Einträge eingegangen. Jedoch Ist dieses Verfahren sehr viel weniger Rechenaufwand und es können mehr Trainingsdaten in gleicher Zeit einbezogen werden.

Perzeptron

Ein sehr einfaches neuronales Netz ist das Perzeptron, welches 1958 von Frank Rosenblatt entwickelt wurde. Das Perzeptron besteht aus zwei Eingabeparametern, welche in ein Neuron gegeben werden und von diesem mithilfe der Kantengewichte und der Aktivierungsfunktion eine Ausgabe liefert.

Ein Beispiel ist die Abbildung des booleschen „Und“-Operators welche wie in Abbildung 2.4 mit einem Neuron dargestellt werden kann. Jedoch können mit einem Neuron nur sehr einfache Funktionen abgebildet werden. Komplexere Funktionen können über mehrere Neuronen bzw. mehrere Schichten von Neuronen abgebildet werden.

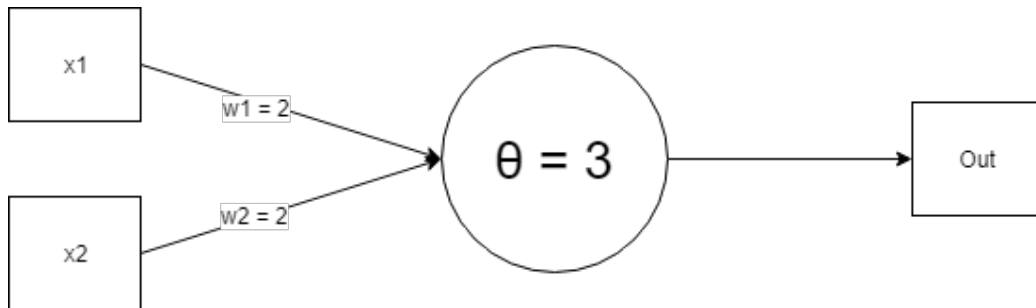


Abbildung 2.4: UND-Operator als Perzeptron [4]

x1	x2	$(x_1 * w_1) + (x_2 * w_2)$	out
0	0	$(0 * 2) + (0 * 2) = 0 < 3$	0
0	1	$(0 * 2) + (1 * 2) = 2 < 3$	0
1	0	$(1 * 2) + (0 * 2) = 2 < 3$	0
1	1	$(1 * 2) + (1 * 2) = 4 < 3$	1

Tabelle 2.1: Wahrheitstabelle des Perzeptron

CNN - Convolutional Neural Network [5, Vgl. im Folgenden]

Eine weitere Form eines neuronalen Netzes ist ein Convolutional Neural Network. Diese Form findet häufig Anwendung in der Bilderkennung oder Bildklassifizierung.

Die Struktur eines Convolutional Neural Network besteht aus mehreren „Convolutional Layern“ und einem „Pooling Layer“. Bei einem Convolutional Neural Network wird durch verschiedene Faltungsmatrizen eine mehrdimensionale Matrix ständig zu „verkleinern“ (vgl. Abbildung 2.5). Dieser Prozess beschreibt eine Generalisierung der Eingabematrix, sodass als Ausgabe für jede Klassifizierung-Klasse eine generalisierte, kleinere Matrix entsteht.

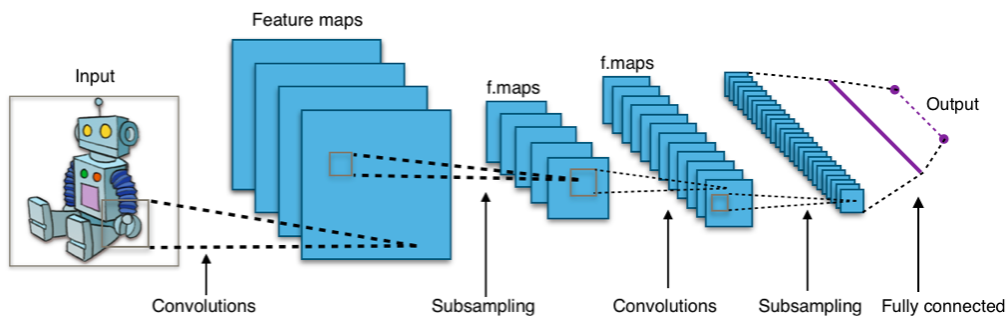


Abbildung 2.5: Typischer Aufbau eines Convolutional Neural Network ¹

2.3 Physikalische Grundlagen

2.4 Erhebung der Messdaten

Um aussagekräftige Analysen und Klassifikationen über ein Stromnetz bzw. die Geräte in einem Stromnetz mit Maschinellem Lernen machen zu können, werden viele Trainings- und Testdaten benötigt. Die Daten bestehen aus verschiedenen physikalische Größen, die zu einem bestimmten Zeitpunkt in einem Stromnetz auftreten. Zu diesen Größen gehört die allgemeine Netzspannung, die Netzfrequenz sowie sieben harmonischen Oberwellen (vgl. 2.3). Um einen allgemeinen Überblick über den Verlauf der Netzaktivität zu erhalten sowie verschiedene Zeiten und Geräte vergleichen zu können, müssen Daten über lange Zeiträume erhoben werden.

Zur Erhebung der Werte zur Netzaktivität wurde ein WeSense-Messgerät² verwendet. Dieses Gerät misst alle benötigten Werte und sendet diese über einen MQTT-Broker³ an einen Service, welcher dann die Daten aufbereitet und in einer MSSQL Datenbank abspeichert. Die Werte werden sekundlich gemessen und in die Datenbank gespeichert oder an registrierte Websocket-Verbindungen gesendet.

2.4.1 Klassifikation der Messdaten

Durch die oben beschriebene Erhebung sind die physikalischen Werte zu bestimmten Zeitpunkten bestimmt worden. Zusätzlich wird nun zur Identifika-

²<http://www.wesense-app.com/home-en/>

³Message Queuing Telemetry Transport

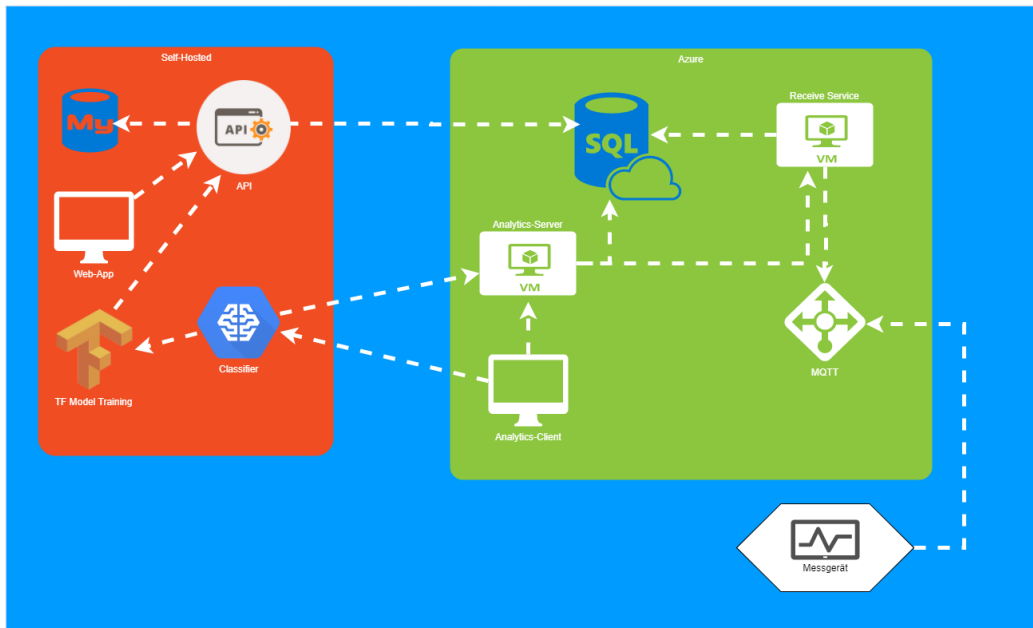


Abbildung 2.6: Komplette Architektur [4], [2]

tion der Geräte sowie zum Maschinellen Lernen, genau definierte Zeiträume benötigt in denen bestimmte Geräte aktiv waren. Dies bedeutet, dass jedem Zeitpunkt ein oder mehrere Geräte zugewiesen werden. Die einem Gerät zugewiesene Daten werden im weiteren Verlauf gelabelte Daten genannt.

Um diese gelabelten Daten zu erheben gibt es verschiedene Möglichkeiten. Die Daten können entweder durch eine Person, welche Zeiten zu denen sicher Geräte aktiv waren manuell erfasst werden, oder durch eine Maschine automatisch erhoben werden. Zur automatischen Erhebung wird ein Messgerät benötigt, welches zwischen dem zu messenden Gerät und dem Stromnetz zwischengeschaltet wird und sobald Strom fließt Daten an den Service übermittelt. Die automatisierte Methode ermöglicht es präzisere Zeiten als auch mehr Zeiten und Haushaltsgeräte gleichzeitig zu erfassen. Da jedoch für die automatisierte Methode ein weiteres Gerät benötigt wird, werden die Daten für diese Arbeit manuell durch eine Person erfasst.

Für die manuelle Datenerfassung wurde eine progressive Web-Applikation(vgl. Abbildung 2.7, API: [6], GUI: [7]) mit einer einfachen MySQL-Datenbank im Backend erstellt. Mithilfe dieser App können die Daten sehr einfach über ein mobiles Endgerät erfasst und abgespeichert werden.

Grundsätzlich besteht die entwickelte Applikation aus einer GUI welche eine normale Website ist und einem APIServer Backend. Der APIServer bildet das Verbindungsstück zwischen den klassifizierten Zeiträumen und den eigentlichen Daten des Messgerätes. Die Website, welche auf dem Polymer-Framework⁴ basiert, ist somit nur eine Anzeige für die Funktionen des APIServers. Sie bietet mehrere Seiten zur manuellen Klassifikation der Geräte, sowie verschiedene Virtualisierungen(vgl. Abschnitt 2.5) zur Analyse der klassifizierten Zeiträume.

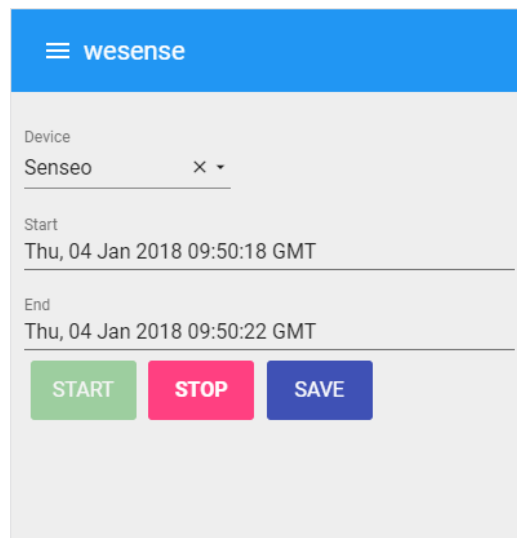


Abbildung 2.7: Screenshot der progressive Web-App

2.5 Visualisierung

Zusätzlich zur manuellen Erhebung der Daten wurden zur besseren Analyse der Daten verschiedene Visualisierungsmöglichkeiten implementiert. Zum einen können die verschiedenen Physikalischen Größen eines Gerätes zu einem bestimmten Zeitpunkt miteinander verglichen werden. Außerdem können auch bestimmte Größen zu verschiedenen gelabelten Zeiträumen eines Gerätes verglichen und analysiert werden. Durch diese Visualisierung können sehr gut und genau Gemeinsamkeiten in verschiedenen Größen oder Zeiten erkannt werden.

Es werden verschiedene Diagramme sowie Normalisierungen der Daten zur

⁴<https://www.polymer-project.org/>

Analyse bereitgestellt. Es besteht die Möglichkeit die Daten in einem Liniendiagramm sekundlich oder in frei wählbaren zusammengefassten Datenpunkten, sogenannten Klassen, anzuzeigen. Des weiteren können Histogramme mit verschiedenen Klassen gewählt werden.



Abbildung 2.8: Screenshot eines gelabelten Zeitraumes aus der Web-App

Kapitel 3

Ausführung

Dieses Kapitel beschreibt die Vorgehensweise von der ersten manuellen Analyse der Daten bis zu einem funktionierenden neuronalen Netz. Außerdem werden verschiedene neuronale Netze miteinander verglichen um die beste Vorgehensweise zur Klassifikation von Geräten zu finden. Als Beispielprodukt für die Klassifizierung wurde eine Senseo Kaffeemaschine gewählt, da durch häufige Benutzung viele Daten erhoben werden können. Außerdem wurde eine Mikrowelle als zweite Gerät mit wenigen Daten gewählt um verschiedene Parameter und Kennzahlen zu vergleichen. Hierbei soll die Anzahl der Daten sowie die Klassifikation von mehreren Geräten innerhalb eines Neuronalen Netzes untersucht werden.

3.1 Manuelle Analyse

Zur manuellen Analyse der Daten wird das in 2.5 beschriebene Tool verwendet. Zunächst werden sehr aussagenkräftige Größen wie die Spannung oder die Frequenz der Kaffeemaschine verwendet und mit anderen aktiven Zeiträumen der Kaffeemaschine verglichen. Hierbei kann ein sehr spezifischer Verlauf der Spannung erkannt werden.

Wie in Abbildung reffig:Spannungsverlauf zu sehen ist, ist die Kurve zu Beginn start fallend und verbleibt dann eine gewissen Zeit auf diesem Tief. nach einem längeren steigenden Abschnitt fällt die Kurve wieder bis der Zubereitungsvorgang beendet wurde und wieder steigt.

Diesem Verlauf können nach mehreren Beobachtungen bestimmte Vorgänge einer Kaffeezubereitung zugeordnet werden. Zu Beginn der Kaffeezubereitung wird die Kaffeemaschine manuell eingeschaltet. Dies führt automatisch zum erwärmen des Brühwassers, welches dem ersten Fallen der Kurve zuge-

ordnet werden kann. Da dort viel Energie benötigt um das Wasser zu erhitzen steigt der Stromverbrauch der Kaffeemaschine stark an und somit fällt die Netzspannung stark ab. Die Netzspannung bleibt solange auf einem gewissen Tiefpunkt mit minimaler Netzschwankung bis das Wasser erwärmt wurde und ein weiterer manueller Schritt zum fortfahren des Prozesses notwendig ist. Nach Wahl der Fassengröße wird dann der Brühvorgang gestartet. Dabei wird das erhitzte Wasser mit einem gewissen Druck durch einen Kaffeepad gepresst. Da dieser Druck bei der Senseo Kaffeemaschine durch eine elektronische Pumpe erzeugt wird, sinkt demnach die Netzspannung wird ab bis der komplette Kaffee durch gelaufen ist. Somit kann die Zweite Tiefpunktphase dem "Pressvorgang" der Kaffeemaschine zugeordnet werden.

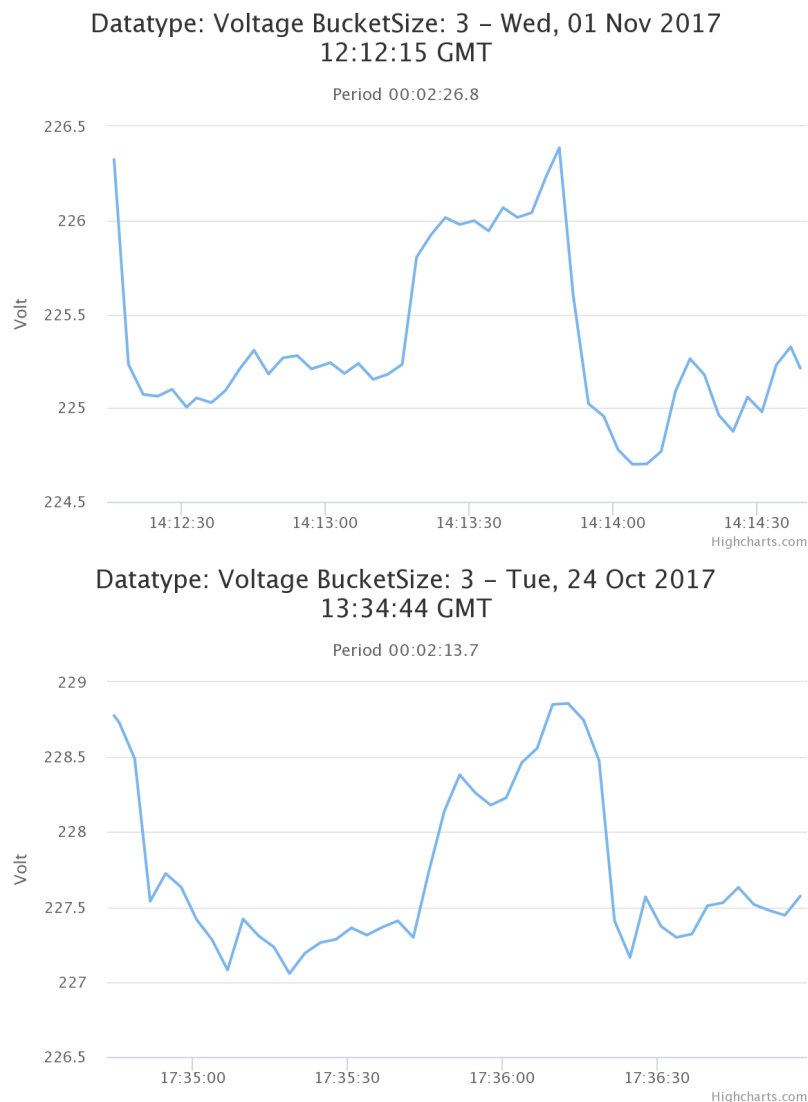


Abbildung 3.1: Spannungsverlauf der Senseo Kaffeemaschine mit einer Klasse von je 3 Datenpunkten zu 2 verschiedenen Zeitpunkten

Bei der manuellen Analyse der Mikrowelle können bei Analyse des Spannungs- oder Frequenzverlaufs leider keine hervorstechenden Merkmale oder Gemeinsamkeiten erkannt werden. Somit wird die Mikrowelle demnach einen anderen Einfluss auf die Netzaktivität ausüben. Wie bei dem Vergleich der verschiedenen harmonischen Oberwellen zu sehen ist (siehe Abbildung 3.2), besteht eine große Ähnlichkeit der Kurven der dritten harmonischen Welle.

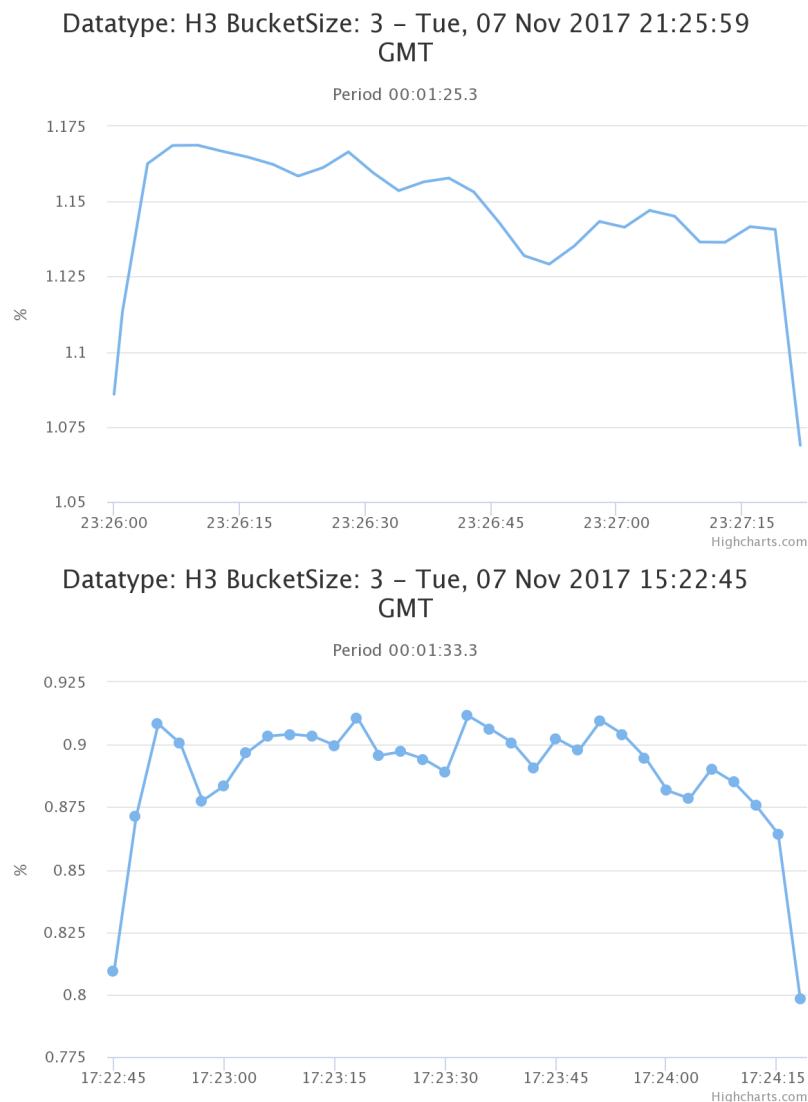


Abbildung 3.2: Verlauf der 3. harmonischen Oberwelle einer Mikrowelle mit einer Klasse von je 3 Datenpunkten zu 2 verschiedenen Zeitpunkten

Wie dieser Abschnitt zeigt können schon mit bloßen Auge bestimmte Auswirkungen der verschiedenen Geräte erkannt werden. Auch wenn einige Störungen auftreten und den Verlauf verfälschen, sollte es dennoch möglich sein diese Geräte herauszufiltern. Weiterführend wird dieser Prozess automatisiert und verbessert um auch trotz großer Störungen, Geräte präzise klassifizieren zu können.

3.2 Vorbereiten der Daten

Um die Klassifizierung der Geräte auf neuronalen Netzen abzubilden müssen die vorhandenen Daten in ein geeignetes Format transformiert werden. Dabei gibt es verschiedene Voraussetzungen zu beachten, sowie verschiedene Möglichkeiten die Daten zu transformieren. Die Implementierung zu diesen Kapitel lässt sich in ¹ finden.

Bei konventionellen neuronalen Netzen werden Eigenschaften Objekten zugewiesen, wobei alle Objekte mit denselben Eigenschaften betitelt werden. Ein Beispiel dafür sind Tiere, bei denen anhand von Reproduktion oder Atmung in Säugetiere, Vögel, Reptilien, etc. eingeteilt wird. So können spezielle Tiere wie ein Hund eine dieser Klassen zugewiesen werden. Alle klassifizierten Tiere werden hierbei dieselben Eigenschaftsklassen mit unterschiedlichen Werten zugewiesen. Das heißt, dass einem Hund oder einer Taube die Anzahl der Beine und die Reproduktion zugewiesen werden, jedoch mit jeweils unterschiedlichen Werten.

Durch die in Kapitel 2.4 beschriebene Erhebung der Daten, werden die Stromdaten in einem bestimmten Format von der API bereitgestellt. Es werden 2 verschiedene Listen zurückgegeben wobei eine die reinen Messdaten enthält und die andere die Labels für diese Daten.

Die reinen Messdaten werden zusammengetragen, indem zu den gelabelten Zeiträumen jeweils alle sekundlich gemessenen Werte des Stromnetzes als eine Matrix eingefügt werden.

Zusätzlich zu den manuell klassifizierten Daten werden noch zufällig ausgewählte Zeitabschnitte hinzugefügt um die Möglichkeit „kein Gerät war aktiv“ abzubilden. Diese Abschnitte werden gewählt, indem zufällig Daten aus der Datenbank gewählt werden bei denen mit großer Wahrscheinlichkeit kein zu klassifizierendes Gerät aktiv war. Eine dieser Zeiträume könnte zum Beispiel von 00:00 bis 5:00 Uhr, da zu dieser mit hoher Wahrscheinlichkeit kein Gerät aktiv war.

Somit ergibt sich eine drei dimensionale Matrix welche in der ersten Dimension die Zeiträume abbildet, in der zweiten Dimension die sekundliche Zeitreihe und die dritte die vorhandenen physikalischen Größen.

Listing 3.1: Datenstruktur der gelabelten Messdaten, die von der API bereit

¹https://github.com/schrodit/wesense-ml/blob/master/data/data_manager.py

gestellt wird

```
[
  [
    [u, f, h3, h5, h7, h9, h11, h13, h15],
    [u, f, h3, h5, h7, h9, h11, h13, h15],
    [u, f, h3, h5, h7, h9, h11, h13, h15],
    ...
  ]
]
```

Da Neuronale Netze feste Eingabegrößen benötigen, werden die Daten in Batches aufgeteilt. Batches bedeutet, dass die Zeitreihe in gleich große Abschnitte aufgeteilt wird. Dementsprechend wird die Matrix $A[m, n, 9]$, zu einer Matrix mit einheitlicher Größe transformiert, sodass die entstehende Matrix zum Beispiel die Form $B[m, 20, 9]$ annimmt.

Um diese neue Matrix zu erhalten wird folgender Algorithmus auf die alte Matrix angewandt:

Algorithm 1 Batch Generierung

```
1: function GENERIEREBATCHES( $A, b$ )
2:                                      $\triangleright$   $A$  - float[...],  $b$  - int (Batchgröße)
3:    $B = \text{Array}[\dots]$ 
4:   for  $i = 0$  to  $\text{length}(A)$  do
5:     for  $j = 0$  to  $\text{length}(A[i]) - b$  do
6:        $start = j$ 
7:        $end = j + b$ 
8:        $I_b = \text{length}(B) + 1$ 
9:        $B[I_b] = A[i][start : end]$ 
10:    end for
11:  end for
12:  return  $B$ 
13: end function
```

3.3 Neuronales Netz

Wie Abschnitt 3.1 zeigt ist es möglich mit herkömmlichen manuellen Methoden verschiedene Geräte innerhalb eines Verlaufs zu klassifizieren. Somit

sollte dies auch mit maschinellem Lernen möglich sein.

Um nun die Geräte maschinell zu klassifizieren, werden drei verschiedene „neuronale Netz“ Modelle erstellt und miteinander verglichen. Die drei Modelle beinhalten ein „Recurrent Neural Network(RNN)“, ein „Convolutional Neural Network(CNN)“ sowie eine Mischung aus diesen Ansätzen. Bei allen Modellen wurde als Gradientenverfahren die Adam-Optimierung gewählt, da diese bei mehr Rechenaufwand bessere Ergebnisse erzielt.

CNN

Grundlegend besteht das Convolutional Neural Network aus einem „Input Layer“, drei „Convolutional Layers“, einem „Dropout Layer“ sowie einem „Output Layer“ (vgl. ²).

Das „Input Layer“ ist der Eingang zum neuronalen Netz, welcher die Rohdaten annimmt und an das eigentliche Netz weiterleitet. Es ist ein weiteres „Convolutional Layer“ und nimmt einen Eingabe-Tensor (Matrix innerhalb eines neuronalen Netzes), welcher an die Batchgröße angepasst ist. Dementsprechend hat der Eingabetensor die Form $A[m, b, 9]$, mit m: Trainingsdatengröße und b: Batchgröße.

Die Eingabe wird dann weitergeleitet an die drei „Convolutional Layers“, welche mit unterschiedlicher „Hidden Layer“-Größe initialisiert werden. Wobei die „Hidden Layer“ größer werden je näher sie topologisch an dem „Output Layer“ liegen.

Das „Dropout Layer“ wird eingefügt um die Tensordimension zu verkleinern und somit das Ergebnis zu generalisieren und Overfitting zu vermeiden.

Das „Output Layer“ wandelt nun die Erkenntnisse der vorherigen Schichten in ein lesbares Format um. Hierzu wird ein „Dense Layer“ verwendet, welcher ein eindimensionaler Tensor mit einem Feld pro klassifizierbaren Objekt ist und die Softmax-Funktion als Aktivierungsfunktion beinhaltet. Dieser eindimensionale Tensor repräsentiert pro Feld die Ausgabe pro zu klassifizierendem Gerät.

²https://github.com/schrodit/wesense-ml/blob/master/classification/cnn_classification.py

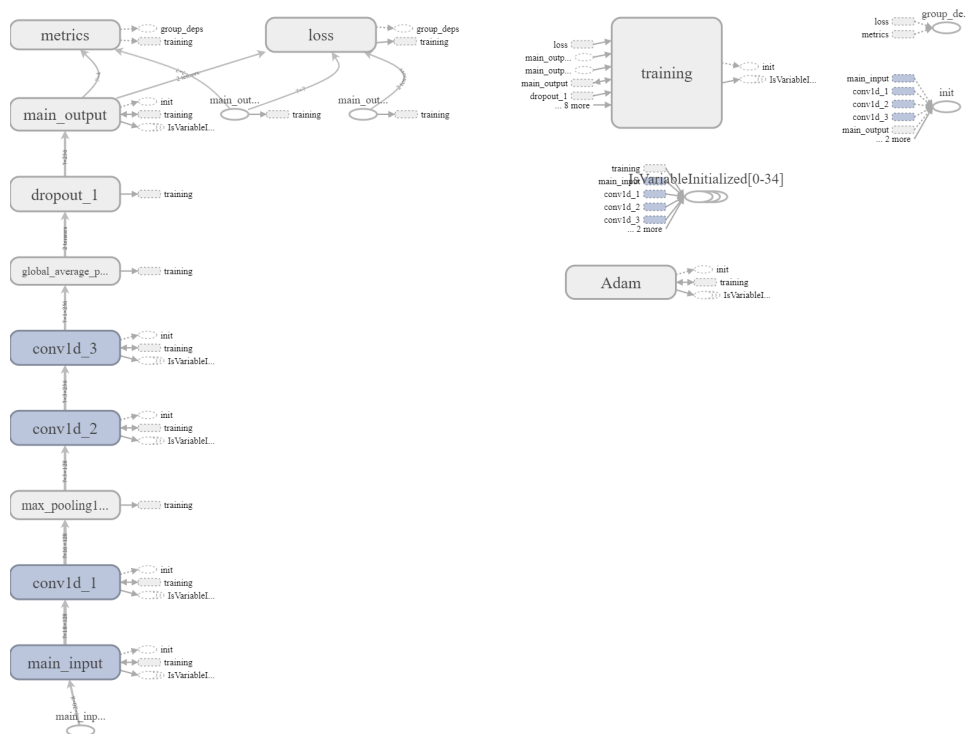


Abbildung 3.3: Convolutional Neural Network [1]

RNN

Das „Recurrent Neural Network(RNN)“-Model besteht aus einem „Input Layer“, zwei darauffolgende „LSTM(Long short-term memory) Layer“ und einem „Output Layer“ (vgl. ³).

Das „Input Layer“ ist ein weiteres „LSTM Layer“ welche denselben Eingabetensor annimmt, wie das CNN-Model.

Es folgen zwei weitere „LSTM Layer“ einer „Hidden Layer“-Größe von 64 pro Schicht. Dieselbe Größe wird auch im Eingabe-„LSTM Layers“ verwendet.

Das „Output Layer“ ist, wie beim Convolutional Neural Network-Model, ein „Dense Layer“, der aus der Berechnung des Netzes eine verwertbare Ausgabe erzeugt.

³https://github.com/schrodit/wesense-ml/blob/master/classification/rnn_classification_keras.py

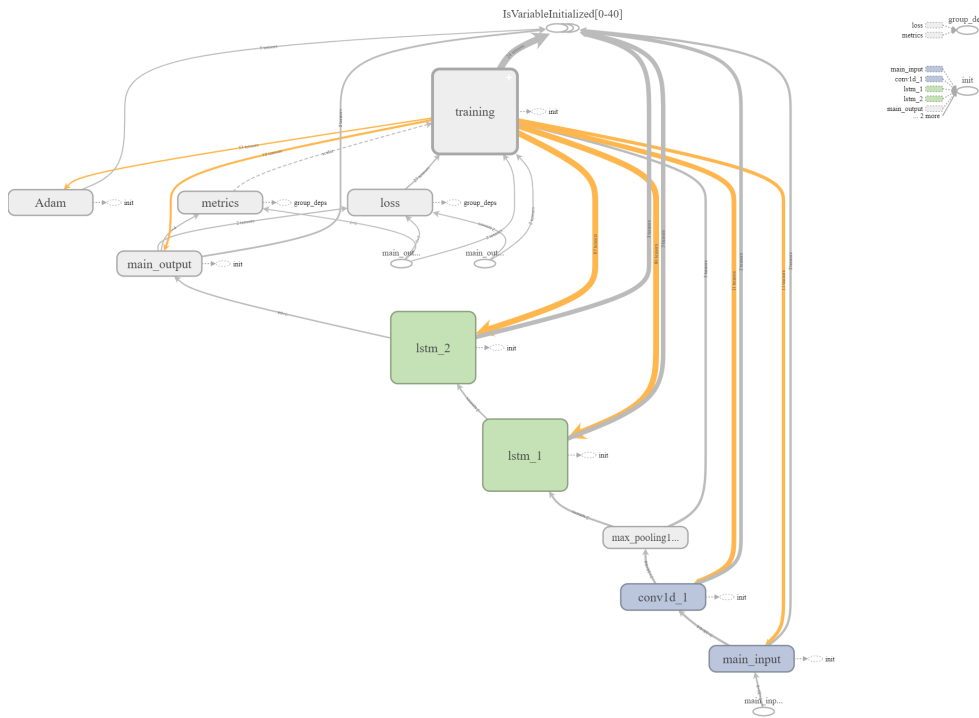


Abbildung 3.5: Convolutional Neural Network mit Recurrent Neural Network [1]

Die in diesem Abschnitt dargestellten Modelle stellen den Grundlegenden Aufbau der neuronalen Netze dar. Diese beinhalten jedoch keinerlei Wissen und können somit noch nicht zum Klassifizieren verwendet werden.

3.4 Trainingsprozess

Um die drei verschiedene Modelle anwenden zu können, muss diesen Modellen Wissen beigebracht werden. Dies geschieht durch Trainieren dieser Modelle mit den in Abschnitt 3.2 vorbereiteten Daten(vgl. Abschnitt 2.4.1). Damit die Modelle bestmögliche Ergebnisse erzielen, wird der Trainingsprozess mit verschiedenen Trainingparameter sowie verschiedenen Daten durchlaufen. Die Trainingsparameter beinhalten die Batchgröße, die Lernrate, die Trainingsepochen, die Anzahl der zusätzlich gewählten Zeiträume sowie die genutzten physikalischen Größen.

Die Trainingsparameter aller Netze werden zunächst mit Standardparame-

tern versehen.

Diese Standardparametern werden wie folgt festgelegt:

Lernrate = 0.001

Datentypen = ['u', 'h3', 'h5', 'h7', 'h9', 'h11', 'h13', 'h15']

Batchgröße = 20

Epochen = 30

Um die Auswirkung einzelner Parameter auf das Trainingsergebnis sehen zu können wird jeweils ein Parameter verändert und verschiedene Werte dieses Parameters miteinander verglichen.

Als Maßstab der Beeinflussung eines Parameters auf das Ergebnis eines Modells wird die Genauigkeit sowie die Validierungsgenauigkeit in Prozent gewählt. Diese Werte werden nach dem Training eines Modells, anhand von Test- bzw. Validierungsdaten errechnet (vgl. Abschnitt 2.1.3). Somit kann mit der Genauigkeit das Erlernen der Trainingsdaten überprüft werden, sowie mit der Validierungsgenauigkeit Over- bzw. Underfitting des Modells nachgewiesen werden.

Nach einigen Trainingsversuchen (vgl. Tabelle 3.1) mit den Rohdaten wurde festgestellt, dass mit diesen Daten keine aussagekräftigen Ergebnisse erzielt werden können. Als Lösung dieses Problems, werden nach einigen Versuchen zwei verschiedene Verfahren gewählt mit denen die Rohdaten transformiert werden.

Zum einen wird eine Normalisierung der Daten in Werte zwischen 0-1 durchgeführt, sodass größere Werte wie die Spannung, welche bei ca. 230V liegt, keinen höheren Einfluss auf das Ergebnis haben kann als die Frequenz.

Zusätzlich werden die Ableitungen über alle Werte der Rohdaten berechnet. Dies führt dazu, dass vom neuronalen Netz der Verlauf der Kurve berücksichtigt wird um Geräte zu erkennen und nicht die reinen Rohwerte, welche je nach Netzwerk und aktueller Netzaktivität stark abweichen können.

Model	Genauigkeit	Validierungsgenauigkeit
CNN	85,69%	85,78%
RNN	87,99%	86,68%
MIX	48,13%	48,42%

Tabelle 3.1: Ergebnis: Ableitung

3.5 Auswertungsalgorithmus

Nach der Klassifikation der Batches mit einem der neuronalen Netze, sind für diese klassifizierten Batches mit n Datenpunkten für jeden Punkt n Klassifizierungen vorhanden (vgl. Algorithmus 3.2). Somit muss diese Klassifikation ausgewertet werden um genau sagen zu können, zu welchen Datenpunkten (Zeitpunkten) welche Geräte aktiv waren und welches Gerät am wahrscheinlichsten aktiv war. Hierzu wird der Algorithmus in 3.5 verwendet, welcher die Treffer sowie die genaue Wahrscheinlichkeit pro Klasse zu einem bestimmten Zeitpunkt berücksichtigt. Dieser Algorithmus bestimmt die Anzahl der Gewinnerklassen (Klasse mit der höchsten Wahrscheinlichkeit) aller Batches in denen der bestimmte Datenpunkt vorhanden ist, und bestimmt nun aus dieser Anzahl wiederum die Gewinnerklasse (Klasse mit den meisten Treffern). Außerdem wird die Wahrscheinlichkeit aller Klassen in allen Batches des Datenpunktes summiert und wiederum die Gewinnerklasse bestimmt. Somit erhält man zwei verschiedene Gewinnerklassen, welche wiederum miteinander verglichen werden um die endgültige Gewinnerklasse zu bestimmen.

Der Vorteil dieses Verfahrens ist die Berücksichtigung aller Klassifikationen sowie deren einzel Wahrscheinlichkeit, sodass sich eine genauere Klassifizierung ergibt, wie Abbildung 4.2 zeigt.

Algorithm 2 Ergebnisauswertung

```
1: function EVALUATEPREDICTION( $P, b$ )
2:    $\triangleright P$  -  $\text{int}[]$  (Ergebnis eines neuronalen Netzes),  $b$  -  $\text{int}$  (Batchgröße)
3:
4:    $A = \text{int}[]$ 
5:   for  $i = 0$  to  $\text{length}(P)$  do
6:
7:     // Hit-Punkte aller Klassen für einen Zeitpunkt
8:      $\text{ClassesHit} = \text{int}[]$ 
9:     // Wahrscheinlichkeit aller Klassen für einen Zeitpunkt
10:     $\text{ClassesPerc} = \text{float}[]$ 
11:
12:    if  $i < b$  then
13:       $\text{start} = 0$ 
14:       $\text{end} = i$ 
15:    else
16:       $\text{start} = i - b$ 
17:       $\text{end} = i$ 
18:    end if
19:
20:    for  $d = \text{start}$  to  $\text{end}$  do
21:       $\text{maxClassIndex} = \text{argmax}(\text{pred}[d])$ 
22:       $\text{ClassesHit}[\text{maxClassIndex}] ++$ 
23:      for  $w = 0$  to  $\text{pred}[d]$  do
24:         $\text{ClassesPerc}[w] = \text{ClassesPerc}[w] + \text{pred}[d][w]$ 
25:      end for
26:    end for
27:
28:     $A.\text{append}(\text{EvaluateClasses}(\text{ClassesHit}, \text{ClassesPerc}))$ 
29:
30:  end for
31:  return  $A$ 
32: end function
```

Algorithm 3 Ergebnis-Klassen-Auswertung

```
1: function EVALUATECLASSES(ClassesHit, ClassesPerc)
2:                                     ▷ ClassesHit - int[], ClassesPerc - float[]
3:
4:   MaxHitClass = argmax(ClassesHit)
5:   MaxPercClass = argmax(ClassesPerc)
6:
7:   if MaxHitClass == MaxPercClass then
8:     return MaxHitClass
9:   else
10:
11:     MaxHitClassPerc = ClassesHit[MaxHitClass]/Sum(ClassesHit)
12:     MaxPercClassPerc = MaxPercClass[MaxHitClass]/Sum(ClassesPerc)
13:
14:     if
15:         MaxHitClassPerc < MaxPercClassPerc
16:     then
17:         return MaxPercClass
18:     else
19:         return MaxHitClass
20:     end if
21:   end if
22: end function
```

Kapitel 4

Ergebnis

Wie die nachfolgenden Ergebnisse des Trainingsprozesses zeigen, unterscheiden sich die Ergebnisse der verschiedenen Netze stark.

Generell zeigen die Ergebnisse, dass ein Convolutional Neural Network bessere beziehungsweise genauere Ergebnisse ohne Overfitting erzielt als ein Recurrent Neural Network bei gleichen Parametern. Dies führt auch dazu, dass das „Mixed-Modell“ Ergebnisse zwischen den beiden reinen Modellen liefert. Auch sieht man sehr gut, dass ein Model mit einem Recurrent Neural Network schneller trainiert, jedoch auch sehr früh Overfittet (vgl. Tabelle 4.2).

Batch Bei der Wahl der Batchgröße müssen zwei Faktoren für die Bewertung beachtet werden. Wie bei den anderen Parametern sind die Genauigkeiten ein wichtiger Faktor. Hierbei ist zu sehen, dass mit steigender Batchgröße die Genauigkeit prinzipiell steigt, jedoch ein Overfitting bei zu großen Werten eintritt. Dies ist auf die Laufzeit der einzelnen Geräte zurückzuführen. Der zweite Bewertungsfaktor der Batchgröße ist die Laufzeit(Runtime) der zu klassifizierenden Geräte. Die Batchgröße darf nicht größer sein als die kürzeste Laufzeit eines zu klassifizierenden Gerätes, da sonst zu der Ungenauigkeit des neuronalen Netzes die Ungenauigkeit der Batchgröße hinzukommt. Somit sollte trotz besserer Ergebnisse mit großen Batches eine eher kleine Batchgröße gewählt werden.

Epoche Mit höherer Epochenanzahl, also mehreren Trainingsdurchläufen mit allen Trainingsdaten sowie Backpropagation lernen, werden alle Modelle besser trainiert und erzielen bessere Ergebnisse. Jedoch tritt bei Modellen mit einem Recurrent Neural Network bei zu großen Trainingsdurchläufen, wie oben beschreiben, Overfitting auf. Dies bedeutet, dass bei Recurrent

Neural Network-Modellen weniger Epochen durchlaufen werden sollten als bei Convolutional Neural Network-Modellen.

Lernrate Die Lernrate hat bei 20 Epochen nur wenig Einfluss auf das Ergebnis der neuronalen Netze. Jedoch besteht bei hoher Lernrate die Gefahr, das Overfitting schneller auftritt oder bestimmte Features durch Zufall zu stark in das Ergebnis einfließen. Hier sollte eine kleine Lernrate mit höherer Epochenzahl für besserer Ergebnisse gewählt werden.

Zusammenfassend kann somit festgestellt werden, dass die besten Ergebnisse erzielt werden können, wenn die Lernrate niedrig ist, viele Epochen trainiert wird und eine kleinere Batchgröße gewählt wird. Zur Erkennung von Mustern innerhalb einer Zeitserie mit mehreren Features eignet sich im Fall dieser Arbeit ein Convolutional Neural Network am besten.

Batchgröße

Lernrate = 0.001

Datentypen = ['u', 'h3', 'h5', 'h7', 'h9', 'h11', 'h13', 'h15']

Epochen = 30

Model	Batchgröße	Genauigkeit	Validierungsgenauigkeit
CNN	20	96,62%	95,16%
RNN	20	84,68%	84,70%
MIX	20	89,53%	89,24%
CNN	30	97,97%	95,05%
RNN	30	89,31%	89,02%
MIX	30	94,28%	92,96%
CNN	40	98,85%	98,94%
RNN	40	92,85%	92,05%
MIX	40	96,90%	96,92%
CNN	50	99,21%	96,95%
RNN	50	95,82%	96,21%
MIX	50	98,74%	98,79%
CNN	60	99,49%	91,63%
RNN	60	96,61%	96,39%
MIX	60	99,17%	98,99%

Tabelle 4.1: Ergebnis: Batchgröße

Epochen

Lernrate = 0.001

Datentypen = ['u', 'h3', 'h5', 'h7', 'h9', 'h11', 'h13', 'h15']

Batchgröße = 20

Model	Epochen	Genauigkeit	Validierungsgenauigkeit
CNN	10	87,38%	87,36%
RNN	10	82,01%	81,22%
MIX	10	83,28%	82,76%
CNN	20	93,93%	92,09%
RNN	20	84,41%	84,00%
MIX	20	86,68%	86,15%
CNN	30	96,75%	95,72%
RNN	30	84,88%	84,57%
MIX	30	88,23%	87,87%
CNN	40	98,18%	96,76%
RNN	40	85,18%	84,46%
MIX	40	90,90%	89,72%
CNN	50	98,86%	97,50%
RNN	50	85,80%	84,80%
MIX	50	91,93%	91,10%
CNN	60	99,15%	98,58%
RNN	60	85,67%	85,66%
MIX	60	94,09%	90,53%
CNN	70	99,39%	99,02%
RNN	70	86,63%	86,09%
MIX	70	94,52%	92,94%
CNN	80	99,57%	99,27%
RNN	80	86,22%	86,81%
MIX	80	95,56%	93,98%
CNN	90	99,89%	99,63%
RNN	90	87,64%	86,67%
MIX	90	95,96%	94,42%
CNN	100	99,49%	99,37%
RNN	100	87,29%	86,43%
MIX	100	97,39%	96,46%

Tabelle 4.2: Ergebnis: Epochen

Lernrate

Datentypen = ['u', 'h3', 'h5', 'h7', 'h9', 'h11', 'h13', 'h15']

Batchgröße = 20

Epochen = 30

Model	Lernrate	Genauigkeit	Validierungsgenauigkeit
CNN	0.0001	97,13%	95,55%
RNN	0.0001	84,54%	84,91%
MIX	0.0001	88,45%	88,43%
CNN	0.001	96,65%	93,85%
RNN	0.001	84,98%	84,34%
MIX	0.001	90,17%	89,02%
CNN	0.01	96,91%	93,42%
RNN	0.01	84,67%	84,84%
MIX	0.01	89,71%	89,41%
CNN	0.1	96,51%	95,50%
RNN	0.1	85,06%	84,62%
MIX	0.1	89,46%	88,51%

Tabelle 4.3: Ergebnis: Lernrate

4.0.1 Auswertung der Ergebnisse

Nach Anwendung des in 3.5 beschriebenen Algorithmus ergeben sich die nachfolgenden Abbildungen der verschiedenen neuronalen Netze. Die Abbildungen zeigen die jeweiligen klassifizierten Geräte jeden Zeitpunktes von Abbildung 4.1. Hierbei zeigt die x-Achse den Zeitpunkt und die y-Achse das Gerät, wobei $y: 0 \Rightarrow$ „Senseo Kaffeemaschine“,

$y: 1 \Rightarrow$ „Mikrowelle“,

$y: 2 \Rightarrow$ „Bosch Vollautomat“,

und $y: 3 \Rightarrow$ „Kein aktives bekanntes Gerät“.

Die Abbildungen zeigen unterschiedliche Bewertungen beziehungsweise Klassifizierungen der Zeitpunkte. Gut können die Gemeinsamkeiten aller drei Klassifizierungen erkannt werden. Trotz der Einbeziehung vieler verschiedener Ergebnisse (vgl. Algorithmus 3.5), gibt es noch viele kleine Ausreißer. Diese Ausreißer sind bei allen Modellen unterschiedlich verteilt und auch mit unterschiedlicher Länge. Jedoch kann man sehr gut sehen, dass alle drei einen großen gemeinsamen Abschnitt haben (ca. $y = [30, 190]$), wo die „Sen-

seo Kaffeemaschine“ erkannt wurde. Somit kann mit hoher Wahrscheinlich davon ausgegangen werden, dass zu diesem Zeitpunkt dieses Gerät aktiv war.

Die anderen Geräte wurden jedoch nie erkannt, was darauf zurückzuführen ist, dass für die anderen Geräte sehr wenige Daten vorhanden sind. Wie die Klassifikation der „Senseo Kaffeemaschine“ zeigt, können mit genügend Daten von Geräten, diese auch klassifiziert werden. Auch können durch mehr Daten die Ausreißer, welche in allen Abbildungen zu sehen sind, vermindert werden und die Bestimmung von aktiven Geräten noch präziser durchgeführt werden.

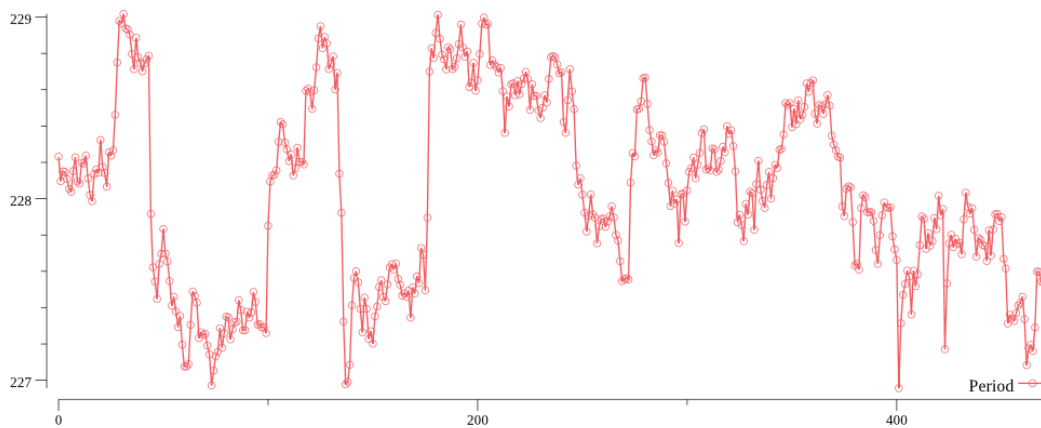


Abbildung 4.1: Spannungsverlauf in Volt von „24.10.2017 15:29:44“ bis „24.10.2017 15:41:57“

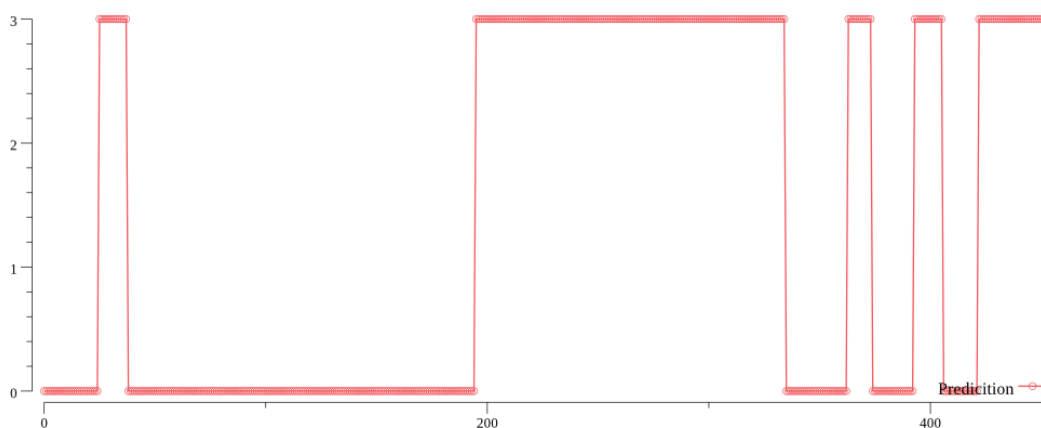


Abbildung 4.2: Klassifizierung mit CNN

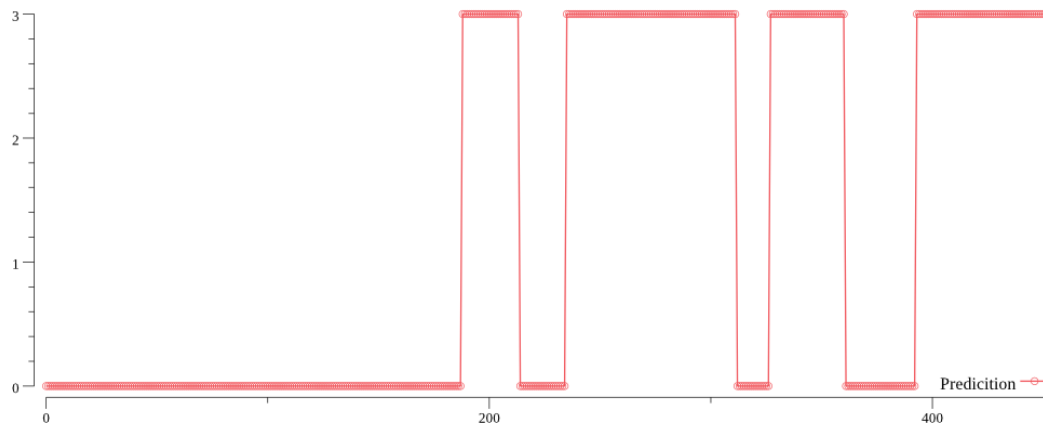


Abbildung 4.3: Klassifizierung mit RNN

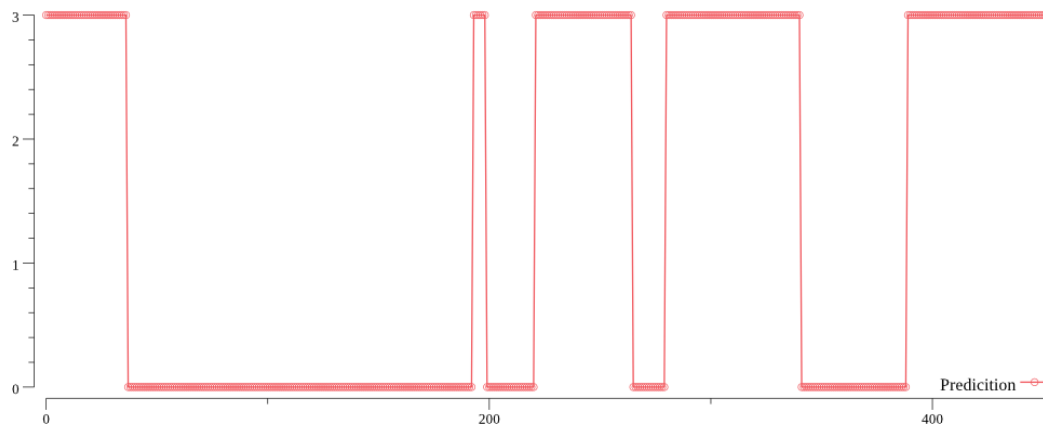


Abbildung 4.4: Klassifizierung mit Mixed RNN und CNN

4.0.2 Ergebnisglättung

Eine Möglichkeit die Ungenauigkeit des neuronalen Netzes zu verbessern ist die Auswertung der Ausreißer. Durch die Einbeziehung einer weiteren Eigenschaft der Geräte können einige Ausreißer erkannt und beseitigt werden. Wie bereits im Abschnitt 4 in Paragraph „Batch“ erwähnt wurde, wird die Größe der Batches klein gehalten damit Geräte mit kleineren Laufzeiten erkannt werden können. Diese Laufzeiten können auch für eine weitere Verbesserung verwendet werden. Durch die Datenbank(vgl. Kapitel 2.4), welche die manuell klassifizierten Geräte beinhaltet, wird die kürzeste Laufzeit jedes Gerätes ermittelt. Diese Laufzeit gibt an wie lange ein Gerät mindestens aktiv war. Somit wird diese Eigenschaft eingesetzt um Ausreißer, welche kürzer dauern

als die kürzeste Laufzeit, zu beseitigen. Daraus ergibt sich für die Abbildung 4.2 eine geglättete Klassifikation, siehe Abbildung 4.5.

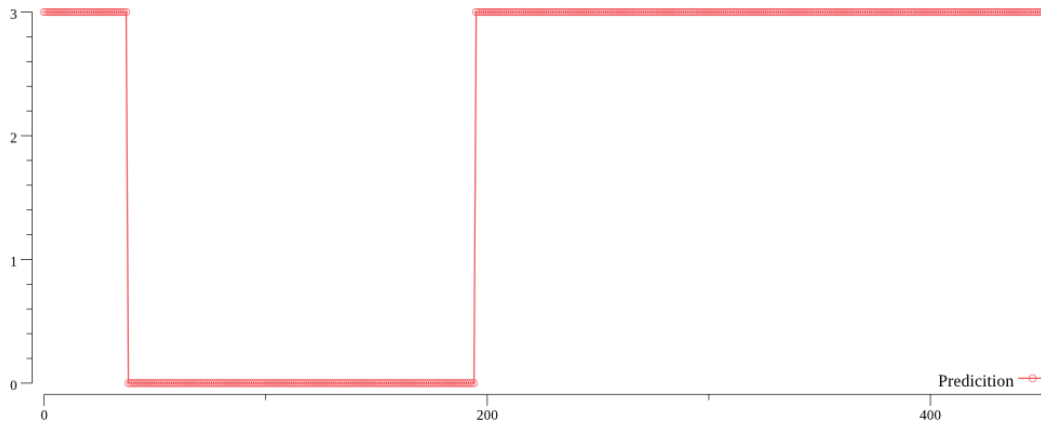


Abbildung 4.5: Geglättetes Ergebnis des CNN

4.0.3 Zusammenfassung

Zusammenfassend ist das Ergebnis eine Applikation mit einem neuronalen Netz als Kern. Dieses neuronale Netz kann mithilfe verschiedener Algorithmen die aktiven Laufzeiten verschiedener Geräte bestimmen. Dies bedeutet, dass bestimmt werden kann zu welchen Zeiten welche Geräte aktiv waren und benutzt wurden.

Um weitere Geräte klassifizieren zu können oder die Genauigkeit der bisherigen Geräte zu verbessern, ist es notwendig mehr klassifizierte Daten zu erheben.

Kapitel 5

Produktivbetrieb

Das in Kapitel 4 resultierende neuronale Netz sowie die Auswertung dessen Ergebnis kann bisher nur begrenzt genutzt werden. Um diese Funktionen produktiv einsetzen zu können wird eine Schnittstelle zur einfachen Verwendung benötigt.

An diese Schnittstelle werden folgende weitere Voraussetzungen gestellt.

Echtzeitanalyse Es soll möglich sein Daten beziehungsweise Batches in Echtzeit zu analysieren.

Periodenanalyse Es soll möglich sein für beliebige historische Zeiträume Geräte zu klassifizieren.

Performance Es sollte möglich sein lange Zeitreihen mit sehr vielen Daten auch noch in annehmbarer Zeit auszuwerten. Zudem sollte es möglich sein Zeitreihen in Echtzeit zu analysieren.

Tests Um Fehler zu verhindern und ein stabile und sicheres Programm zu entwickeln sollen wichtige fehleranfällige Funktionalitäten getestet werden.

5.0.1 Implementierung

Als Schnittstelle wird eine Socket.IO-API anstatt einer gebräuchlicheren REST-API aufgrund von besserer Performance und Einheitlichkeit mit der Daten-API gewählt. Die Spezifikation dieser Schnittstelle wird, wie in Abschnitt 5.0.3 beschrieben, festgelegt. Somit ist die Echtzeitanalyse sowie die Periodenanalyse mit möglichst wenig Mehraufwand abgebildet.

Durch das Verwenden von Tensorflow und dessen Unterstützungseinschränkungen¹

¹<https://www.tensorflow.org/install/>

stehen grundsätzlich zwei verschiedene Ansätze zur Wahl. Es ist möglich die Architektur auf Python, C oder GoLang aufzubauen. Da die Architektur die vorher beschriebenen Anforderungen erfüllen muss und eine einfache Benutzung der neuronalen Netze erlauben sollte, werden mögliche Architekturen auf diese Anforderungen geprüft.

Da der komplette Trainingsprozess bereits in Python implementiert wurde, werden erste Implementierung einfach dort getestet ². Jedoch ist Python schlecht geeignet für viele Anfragen mit großem Rechenaufwand, wie für die Vorbereitung der Daten erforderlich ist. Auch konnte das Auslagern der aufwendigen Rechenoperationen keine Daten in Echtzeit auswerten. Somit wird entschieden den produktiv Betrieb in GoLang zu implementieren.

Der Einsatz von GoLang kann alle benötigten Anforderungen erfüllen auch wenn die Einbindung sowie der Support von Tensorflow nicht so gut ausfällt wie es bei Python der Fall ist. Jedoch kann mit GoLang die essentielle Performanceanforderung ohne Probleme erfüllt werden und auch die Stabilität sowie die Fehleranfälligkeit ist durch den Einsatz von GoLang erheblich verbessert. Die Implementierung (siehe ³) besteht aus drei essentiellen Bausteinen welche in Module(Packages) aufgeteilt sind. Diese drei Grundbausteine sind die Datentransformation, die Klassifikation sowie dem Socket.IO-Server.

Da im Datentransformation-Modul die essentiellen und Fehleranfälligen Funktionalitäten implementiert sind, sind Tests für dieses Modul besonders wichtig. Hier wird eine Testabdeckung von mehr als 70% erreicht um die Funktionsfähigkeit dieser Funktionen sicherzustellen.

Um eine stabile, zuverlässige und fehlerfreie Applikation zu schaffen wird eine Continuous Integration-Umgebung eingeführt. Diese Continuous Integration-Umgebung führt bei jedem Commit alle Tests aus, kompiliert das Programm und baut ein Docker-Container (siehe ⁴) in einer isolierten gleichartigen Umgebung. Somit kann eine gleichbleibende gute Qualität der Applikation sichergestellt werden.

5.0.2 Deployment

Die Bereitstellung der API wird als Docker-Container realisiert. Diese Deployment-Strategie bietet viele Vorteile wie Abstraktion von anderen Programmen ei-

²<https://github.com/schrodit/wesense-ml/tree/master/prod>

³<https://github.com/schrodit/wesense-ml/tree/master/go>

⁴<https://github.com/schrodit/wesense-ml/blob/master/.drone.yml>

nes Systems bei wenig Performance-Verlust, welcher bei der Echtzeitanalyse von Nöten ist. Außerdem ermöglicht es ein automatisches Deployment mit automatischer Lastverteilung in weitere Docker-Umgebungen. Somit wird zur Bereitstellung der API nur eine Dockerumgebung benötigt und kann sehr einfach auf weitere Server portiert werden.

5.0.3 API-Spezifikation

Single Batch

Input:

```
1 Topic: "single-batch"
2 {
3     "data": [
4         {
5             "u": float,
6             "f": float,
7             "h3": float,
8             "h5": float,
9             "h7": float,
10            "h9": float,
11            "h11": float,
12            "h13": float,
13            "h15": float,
14        },
15        .. x Batchsize
16    ]
17 }
```

Output:

```
1 Topic: 'single-prediction'
2 {
3     "data": float //- Prediction of Senseo
4 }
```

Period

Input:

```
1 Topic: "period"
2 {
3     "data": {
```

```
4         "start": "DateTime2",
5         "end": "DateTime2"
6     }
7 }
```

Output:

```
1 Topic: 'period-prediction'
2 * Series of Predictions where 0: Senseo, 1:
   Microwave, 2: Bosch, 3: Undefined, for every
   second
3 {
4     "data": [
5         Int,
6         ... end - start
7         Int
8     ]
9 }
```

Kapitel 6

Wirtschaftlichkeit

Das Ergebnis und die Erkenntnis aus dieser Arbeit kann in verschiedenen Industriebranchen sowie auch im privaten Gebrauch eingesetzt werden.

Hersteller von Haushaltsgeräten Falls Hersteller von diversen Haushaltsgeräte, wie einer Kaffeemaschine, auf anonymisierte Strommessdaten von Messgeräten, welche in z.B. in Stromverteiltern von Häusern fest verbaut sind, können verschiedene Analysen auf diesen Daten gemacht werden. Es könnte zum Beispiel interessant sein, wie viele Geräte in einem Bezirk wann aktiv sind. So könnte der Customer Relationship Management-Prozess optimiert werden. Auch kann bei genügend Messdaten, welche von Herstellern sehr einfach erhoben werden können, Fehlfunktionen festgestellt werden und so „Predictive Maintenance“ für deren Geräte betrieben werden.

Privater Gebrauch Für den privaten Gebrauch könnte es interessant sein zu welchen Zeiten bestimmte Geräte aktiv waren und Stromverbraucht haben. Dadurch kann festgestellt werden ob unerwünschte Geräte aktiv waren oder anderweitig Strom gespart werden kann. Auch kann eine Art digitaler Marktplatz eingerichtet werden, indem private Kunden Geräte klassifizieren und diese Daten an Unternehmen verkaufen können.

Energieindustrie In der Energieindustrie können mithilfe dieser Technik nicht nur einfache Haushaltsgeräte erkannt werden. Mit derselben Technik können auch Störungen sowie spezielle Merkmale erkannt werden. Dadurch kann analysiert werden wann und warum bestimmte Störungen auftreten und kann auf diese Besser reagieren oder beseitigen.

Wie gezeigt wurde, kann das Ergebnis dieser Arbeit vielfältig in verschiedenen Wirtschaftszweigen eingesetzt werden. Um auf dem Markt erfolgreich zu sein, muss jedoch das vorhandene Modell mit mehr Daten trainiert und verbessert werden. Da dies jedoch für größere Unternehmen kein Problem sein sollte, kann diese Arbeit ein Denkanstoß für diese Unternehmen sein.

Abbildungsverzeichnis

2.1	Trainingsprozess ([3, Figure 1-2])	6
2.2	Aufbau eines Neurons	7
2.3	Netztopologien [4]	8
2.4	UND-Operator als Perzeptron [4]	10
2.5	Typischer Aufbau eines CNN	11
2.6	Komplette Architektur [4], [2]	12
2.7	Screenshot der progressive Web-App	13
2.8	Screenshot eines gelabelten Zeitraumes aus der Web-App	14
3.1	Spannungsverlauf der Senseo Kaffeemaschine mit einer Klasse von je 3 Datenpunkten zu 2 verschiedenen Zeitpunkten	17
3.2	Verlauf der 3. harmonischen Oberwelle einer Mikrowelle mit einer Klasse von je 3 Datenpunkten zu 2 verschiedenen Zeit- punkten	18
3.3	Convolutional Neural Network [1]	22
3.4	Recurrent Neural Network [1]	23
3.5	Convolutional Neural Network mit Recurrent Neural Network [1]	24
4.1	Spannungsverlauf in Volt von „24.10.2017 15:29:44“ bis „24.10.2017 15:41:57“	33
4.2	Klassifizierung mit CNN	33
4.3	Klassifizierung mit RNN	34
4.4	Klassifizierung mit Mixed RNN und CNN	34
4.5	Geglättetes Ergebnis des CNN	35

List of Algorithms

1	Batch Generierung	20
2	Ergebnisauswertung	27
3	Ergebnis-Klassen-Auswertung	28

Literaturverzeichnis

- [1] Google. Tensorboard. https://www.tensorflow.org/programmers_guide/summaries_and_tensorboard, 2018.
- [2] Google. Tensorflow. <https://www.tensorflow.org/>, 2018.
- [3] Aurélien [VerfasserIn] Géron. *Hands-on machine learning with Scikit-Learn and TensorFlow : concepts, tools, and techniques to build intelligent systems*. OReilly, Beijing, first edition edition, March 2017.
- [4] JGraph. Draw.io. <https://www.draw.io/>, 2018.
- [5] Dr. Shashank Pathak. mlp_engg, 2018. DHBW Karlsruhe - Robotics2.
- [6] Tim Schrodi. wesense-labeling-api. <https://github.com/schrodit/wesense-labeling-api>, 2017.
- [7] Tim Schrodi. wesense-labeling-gui. <https://github.com/schrodit/wesense-labeling-gui>, 2017.
- [8] Felix Riese Sina Keller. VI 5 — neuronale netze, 2017. DHBW Karlsruhe - Wissenbasierte Systeme.
- [9] Florian Wenzel. Einführung in neuronale netze. *Neurorobotik, Institut für Informatik, Humboldt-Universität zu Berlin*, 2012.