Klassifikation und Analyse aus Stromdaten im Haushalt mit neuronalem Netzwerk

Tim Schrodi

01.01.2018

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	1
2	Grundlagen 2.1 Maschinelles Lernen (Machine Learning)	2 2 3
3	Ausführung3.1 Manuelle Analyse3.2 Vorbereiten der Daten3.3 Neuronales Netz3.4 Trainingsprozess3.5 Auswertung der Ergebnisse	6 6 6
4	Ergebnis	9
5	ProduktivBetrieb	10
6	Wirtschaftlichkeit	11
7	Aughliek	19

Zusammenfassung

Das Ziel dieser Studienarbeit war es mit Hilfe von verschiedenen Machine Learning-Methoden aus Stromdaten eines Haushalts verschiedene Geräte zu klassifizieren. Dazu wurden mit einem Messgeräte die allgemeine Spannung, Frequenz und verschiede Oberwellen eines üblichen Stromnetzwerks eines privat Haushalts über mehrere Monate erfasst. Hinzu wurden manuell verschiede Geräte wie eine Kaffemschine oder eine Mikrowelle klassifiziert. Anhand der Stromverläufe und den dazu klassifizierten Geräten wurden verschiedene neuronale Netzte trainiert und miteinander verglichen. Außerdem wurde versucht mit unüberwachten Lernen Gemeinsamkeiten innerhalb des Stromverlaufs ohne vorherige Klassifizierung zu erkennen.

Auch wurde 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.

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 Google, Facebook, etc. große Fortschritte in diesem Bereich erzielen und Maschinelles Lernen auch in produktivem Betrieb Einsatz findet, liegt es Nahe dies auch auf bisher unberührten Branchen auszuweiten.

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 Maschinellem Lernen 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 in einem Stromnetzes eines privaten Haushalts erkannt werden um somit Aussagen über Laufleistungen zu treffen. 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.

¹https://keras.io/

²https://www.python.org/

Grundlagen

- 2.1 Maschinelles Lernen (Machine Learning)
- 2.2 Physikalische Grundlagen zur Netzaktivität

2.3 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. 2.2). 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-Messgerät¹ verwendet. Dieses Gerät misst alle benötigten Werte und sendet diese über einen MQTT-Broker an einen Service von WeSense, welcher dann die Daten aufbereitet und in einer MSSQL Datenbank abspeichert. Die Werte werden sekündlich gemessen und in die Datenbank gespeichert, weshalb zunächst in eine row-based Datenbank gespeichert wird und später dann die Daten in eine column-based Datenbank zur schnellen Abfrage überführt werden.

¹http://www.wesense-app.com/home-en/

Architektur Bild!!

2.3.1 Klassifikation der Messdaten

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

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, oder durch eine Maschine automatisch erhoben werden. Jedoch wird zur automatischen Erhebung ein weiteres Gerät benötigt, welches zwischen dem zu messenden Gerät und dem Stromnetz zwischengeschalten wird und sobald Strom fließt Daten erfasst. Somit werden die manuell durch eine Person erfasst.

Hierzu wurde eine progressiv Web-App(vgl. Abbildung 2.1) mit einer einfachen MySQL-Datenbank erstellt, mit der die Daten sehr einfach erfasst und abgespeichert werden können.

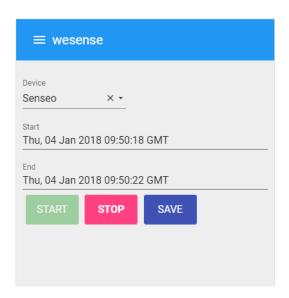


Abbildung 2.1: Screenshot der progressive Web-App

2.4 Visualisierung

Zusätzlich zur manuellen Erhebung der Daten wurden zur besseren Analyse der Daten verschiedene Visualisierungsmöglichkeiten implementiert. Zum einen können die verschiedenen Physikalischen Größen eines gelabelten Gerätes zu einem bestimmten Zeitpunkt miteinander verglichen werden. Außerdem können 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 Analyse bereitgestellt. Es besteht die Möglichkeit die Daten in einem Linien-diagramm sekündlich oder in frei wählbaren zusammengefassten Datenpunkten, sogennannten Klassen, anzuzeigen. Des weiteren können Histogramme mit verschiedenen Klassen gewählt werden.



Abbildung 2.2: Screenshot eines gelabelten Zeitraumes aus der Web-App

Ausführung

Dieses Kapitel beschreibt die Vorgehensweise von der ersten manuellen Analyse der Daten bis zum fertigen Produkt. 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 2.4 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 Schaubild 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 zugeordnet 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 minmaler Netzschwankung bis das Wasser erwärmt wurde und ein weiterer manueller Schritt zum fortfahren des Prozesses notwendig ist. Nach Wahl der Tassengröße 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.

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

Wie dieser Abschnitt zeigt können schon mit bloßen Auge bestimmte Auswirkungen der verschiedenen Geräte erkannt werden. Auch wenn manchmal einige Störungen auftreten und den Verlauf verfälschen sollte es demnach möglich sein diese Geräte herauszufiltern. Da nun das manuelle Durchsuchen von langen Zeitspannen sehr mühselig ist wird nun weiterführend beschrieben diese Klassifizierung der Geräte auf maschinellem Lernen abzubilden.

- 3.2 Vorbereiten der Daten
- 3.3 Neuronales Netz
- 3.4 Trainingsprozess
- 3.5 Auswertung der Ergebnisse

Datatype: Voltage BucketSize: 3 – Wed, 01 Nov 2017 12:12:15 GMT



Datatype: Voltage BucketSize: 3 - Tue, 24 Oct 2017 13:34:44 GMT

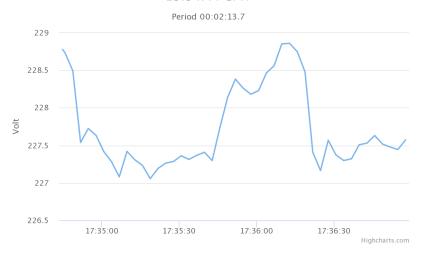
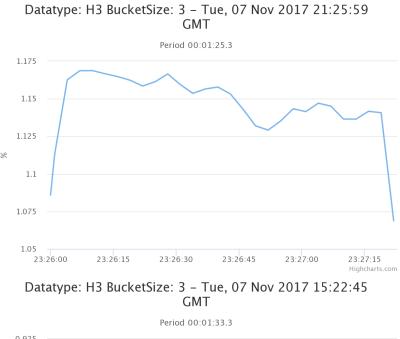


Abbildung 3.1: Spannungsverlauf der Senseo Kaffeemaschine mit einer Klasse von je 3 Datenpunkten zu 2 verschiedenen Zeitpunkten



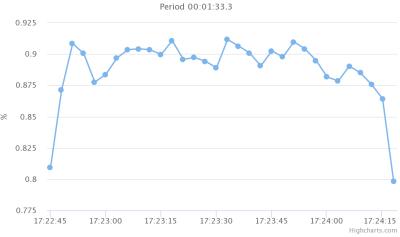


Abbildung 3.2: Verlauf der 3. harmonischen Oberwelle einer Mikrowelle mit einer Klasse von je 3 Datenpunkten zu 2 verschiedenen Zeitpunkten

Ergebnis

Kapitel 5 ProduktivBetrieb

Kapitel 6 Wirtschaftlichkeit

Kapitel 7 Ausblick

Literaturverzeichnis