

DETERMINISTISCHES NILM-FRAMEWORK FÜR GERÄTE DETEKTION IN AGGREGIERTEN LASTPROFILIEN

Benedikt HEROLD^{*1}, Paul BAUER^{*1}, Stefan WILKER¹, Thilo SAUTER¹

Einleitung

Mit dem steigenden Anteil erneuerbarer Energien und der zunehmenden Verbreitung von Elektrofahrzeugen ist das Stromnetz wachsenden Lastschwankungen ausgesetzt, wodurch verbraucherseitige Lastoptimierung in Smart-Grid-Anwendungen an Bedeutung gewinnt. [1] Für eine präzise Steuerung sind gerätespezifische Lastprofile erforderlich.

Da diese Messauflösung in Haushalten meist nicht verfügbar ist, kommt Non-Intrusive Load Monitoring (NILM) als Behind-the-Meter-Methode zur Leistungsauffrennung zum Einsatz. [2] Ziel ist es, mit geringem Hardwareaufwand gerätespezifische Informationen wie Betriebszustände und Leistungsaufnahme zu gewinnen. Bisherige NILM-Ansätze fokussieren entweder einzelne Geräte oder diskrete Ereignisse. [3,4]

Das vorgestellte Konzept ist ein deterministischer Ansatz, der im Gegensatz zu herkömmlichen Mustererkennungsansätzen auf maschinelles Lernen verzichtet und damit keine großen Datensets mit annotierten Ereignissen benötigt. [5] Stattdessen ermöglicht das Framework die Identifikation und Isolierung von Geräteprofilen mit nur einem Referenzprofil, gegeben durch einen Experten, in einem iterativen Prozess.

Methodik

Umfangreich entwickelte Konzepte der Bildverarbeitung und -erkennung bieten hierfür einen guten Ansatz für ein deterministisches Erkennen von Profilen in aggregierten Lastdaten. Die entwickelte Methode ist in Abb. 1 dargestellt und überträgt Konzepte der Merkmalerkennung aus der Bildverarbeitung, insbesondere Points of Interest (Pols) und SIFT-Descriptor-Matching, auf Zeitreihendaten. Dieser Ansatz findet aussagekräftige und eindeutige Punkte zwischen mehreren Bildern wieder, um so Objekte und Szenen zu erkennen. [6] Im Kontext von Zeitreihen wird der Begriff der Timestamps of Interest (Tols) eingeführt, welcher analog zur Kantendetektion in Bildern erstellt werden. Diese Tols werden auf Grundlage signifikanter Veränderungen in der gefilterten Zeitreihe erzeugt.

Für jeden Tol wird ein Deskriptor generiert, der die lokale Form und charakteristische Muster beschreibt, und mit Referenzdeskriptoren verglichen, die aus vordefinierten oder annotierten Geräteprofilen abgeleitet sind. Der Vergleich erfolgt mittels einer gewichteten Differenzmetrik in Kombination mit einer skalierten euklidischen Distanz. Mithilfe einer inversen Distanzfunktion wird eine Ähnlichkeit-Score-Matrix mit Werten im Bereich von 0 bis 1 berechnet, welche die Ähnlichkeit zwischen allen detektierten Tols und den Referenzdeskriptoren darstellt. Für jeden Tol wird das wahrscheinlichste Ereignis durch Auswahl des maximalen Scores bestimmt, ergänzt durch einen zusätzlich konfigurierbaren Mindestschwellwert, unterhalb dessen dem Tol kein Referenzgerät zugeordnet wird.

Diese Information wird anschließend zur Erstellung einer diskreten Eventmap verwendet, welche die detektierten Geräte innerhalb der Zeitreihe abbildet. Auf Basis dieser automatisch annotierten Zeitreihe werden die identifizierten Geräteprofile zu Leistungsprofilen rekonstruiert, indem die Referenzprofile entsprechend der Dauer und Amplitude der jeweiligen Tols skaliert werden. Dies ermöglicht sowohl eine selektive Leistungsauffrennung im Sinne von NILM, als auch die Abschätzung der Residual-Leistungszeitreihe, die nicht erkannten Geräten entspricht. Diese Darstellung ist für Menschen leichter interpretier- und annotierbar, da sie die überlagerten Beiträge bereits identifizierter Geräte ausblendet.

¹ TU Wien Institut für Computertechnik, Energy&IT Group, Gußhausstraße 27-29 / E384 1040 Wien, {vorname}.{nachname}@tuwien.ac.at, <https://www.tuwien.at/etit/ict/sis/energyit-group>

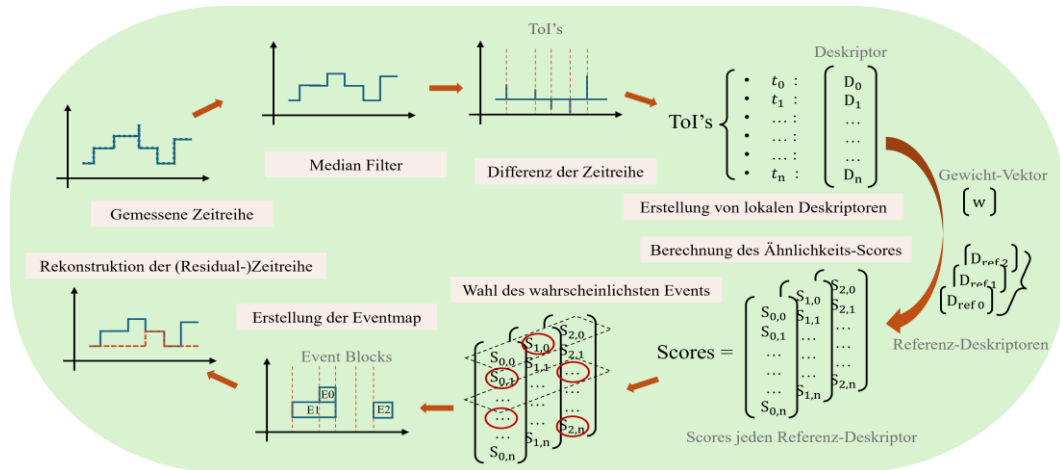


Abbildung 1: Konzeptionelle Darstellung des deterministischen NILM-Framework zur Event-Erkennung

Ergebnisse

Untersucht wurde die Methode anhand von Smart-Meter Daten und Messungen auf Geräteebe, um die rekonstruierten Profile zu verifizieren. Exemplarisch wurde die Detektion für Kühlschränke und einer Gastherme untersucht und in Abb. 2 dargestellt. Diese zeigen gute Übereinstimmung zwischen dem rekonstruierten Lastprofil aus den aggregierten Daten des Smart-Meters in Orange und den tatsächlich gemessenem Lastprofil der Geräte in Rot. Die Residual-Zeitreihe ist in Türkis dargestellt und illustriert den Vorteil für iteratives Annotieren ohne die bereits erfassten Geräte.

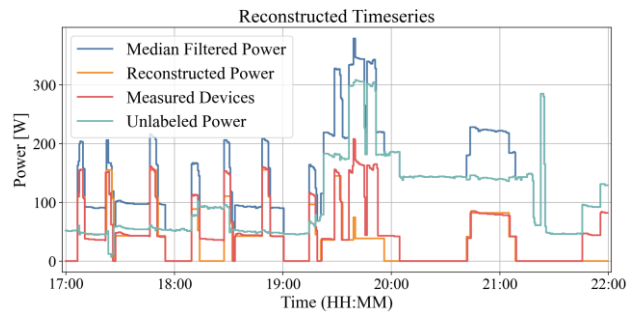


Abbildung 2: Erkanntes und rekonstruiertes Lastprofil aus den Smart-Meter Daten

Danksagung

Diese Arbeit entsteht im Rahmen des Projekts OptiFlex welches aus Mitteln des Klima- und Energiefonds und des Bundesministeriums für Innovation, Mobilität und Infrastruktur gefördert und im Rahmen des Energieforschungsprogramms 2024 durchgeführt wird.

Referenzen

- [1] T. Leopold et al., "Simulation-based methodology for optimizing Energy Community Controllers," 2021 IEEE 30th International Symposium on Industrial Electronics (ISIE), Kyoto, Japan, 2021, pp. 1-6, doi: 10.1109/ISIE45552.2021.9576277.
- [2] P. K. Sonwani et al., "A Review on Non-Intrusive Load Monitoring," 2023 International Conference on Power, Instrumentation, Energy and Control (PIECON), Aligarh, India, 2023, pp. 1-4, doi: 10.1109/PIECON56912.2023.10085808.
- [3] J. Tian et al., "Behind-the-Meter PV Power Disaggregation via Ensemble Machine Learning Methods," 2024 9th Asia Conference on Power and Electrical Engineering (ACPEE), Shanghai, China, 2024, pp. 1170-1174, doi: 10.1109/ACPEE60788.2024.10532513.
- [4] N. K. Thokala, M. G. Chandra and K. Nagasubramanian, "On load disaggregation using discrete events," 2016 IEEE Innovative Smart Grid Technologies - Asia (ISGT-Asia), Melbourne, VIC, Australia, 2016, pp. 324-329, doi: 10.1109/ISGT-Asia.2016.7796406.
- [5] B. Zhou and J. Hu, "A dynamic pattern recognition approach based on neural network for stock time-series," 2009 World Congress on Nature & Biologically Inspired Computing (NaBIC), Coimbatore, India, 2009, pp. 1552-1555, doi: 10.1109/NABIC.2009.5393674.
- [6] F. Guo, J. Yang, Y. Chen and B. Yao, "Research on image detection and matching based on SIFT features," 2018 3rd International Conference on Control and Robotics Engineering (ICCRE), Nagoya, Japan, 2018, pp. 130-134, doi: 10.1109/ICCRE.2018.8376448.