

Bild: BFE/James Pocher

Verbrauchsmonitoring nach Wirtschaftszweigen

Lastprofile wirtschaftlichen Tätigkeiten zuordnen

Janine Biner et al.

Während der Strommangellage im Winter 2022 musste das Bundesamt für Energie (BFE) rasch einen Überblick über die aktuelle Versorgungslage gewinnen. In diesem Kontext wurde praktisch über Nacht das Energie-Dashboard erstellt. Bald stellte sich die Frage, wie sich unterschiedliche Verbrauchergruppen und Wirtschaftszweige im Stromverbrauch unterscheiden. Solche Informationen sind entscheidend, um in ausserordentlichen Versorgungssituationen gezielte Massnahmen mit minimalen negativen Auswirkungen umzusetzen.

Das Energie-Dashboard unterscheidet heute drei Kategorien: Private, KMU und Grossverbraucher. Diese Einteilung bietet einen ersten Überblick. Sie ist bislang im Detaillierungsgrad europaweit einmalig, stösst jedoch an ihre Grenzen, wenn es um

Aussagen nach Wirtschaftszweig oder gar zu ergreifenden Massnahmen geht. Für eine differenziertere Beurteilung ist ein feineres Clustering nach wirtschaftlichen Tätigkeiten nötig, das einerseits fundiertere Analysen und andererseits eine gezieltere Planung und Umsetzung von Massnahmen zur Versorgungssicherheit ermöglicht. Die Grundlage für ein solches Clustering bilden Lastprofile, also Daten aus Smart Metern. Die digitale Messinfrastruktur wurde durch die Energiestrategie 2050 eingeführt, und ihr Rollout wird 2027 abgeschlossen sein.

Noga-Codes

Für die feinere Differenzierung des Stromverbrauchs müssen die von Verteilnetzbetreibern (VNB) gelieferten Lastprofile mit Informationen zum Unternehmen verknüpft

IN KÜRZE



werden. Eine zentrale Rolle spielen dabei die Noga-Codes, die Unternehmen ihrer wirtschaftlichen Tätigkeit zuordnen. Noga steht für Nomenclature Générale des Activités économiques und ist die schweizerische Systematik zur Gliederung der Wirtschaftszweige. Die Codes ermöglichen es, Verbrauchsdaten nach Wirtschaftszweig zu aggregieren, systematisch zu vergleichen und datenschutzkonform auszuwerten.

In einer Pilotstudie mit dem BFE [1] wurde untersucht, inwieweit sich von VNB gelieferte Lastprofile mit Stammdaten verknüpfen und mit Noga-Codes wirtschaftlichen Tätigkeiten zuordnen lassen. Dabei wurden zwei Ansätze betrachtet: Einerseits die Zuordnung der Noga-Codes über Stammdaten wie der Unternehmens-Identifikationsnummer (UID) und andererseits über eine KI-gestützte Klassifikation auf Basis der Verbrauchsprofile.

Über Stammdaten zuordnen

Im ersten Ansatz wurden Verbrauchsdaten von fünf VNB mit Unternehmensdaten verknüpft und anhand von Noga-Codes klassifiziert. Die Lastprofile wurden über die Messpunkt-nummer mit den Stammdaten verknüpft. Der Ansatz war entsprechend regel- und datenbasiert: Die Zuordnung der Messpunkte zu wirtschaftlichen Tätigkeiten erfolgte nicht anhand der Lastprofile selbst, sondern über vorhandene Metainformationen. Sofern verfügbar, konnte der Code direkt über die UID ermittelt werden. Über das vom Bundesamt für Statistik (BFS) geführte Betriebs- und Unternehmensregister (BUR) lässt sich anhand der UID der zugehörige Noga-Code abrufen [2].

In Fällen mit unvollständigen Angaben (keine UID) erfolgte die Zuordnung über Unternehmensnamen und Adressinformationen. Da die gelieferten Datensätze hinsichtlich Struktur, Vollständigkeit und Detaillierungsgrad stark variierten, war eine vorgängige Datenaufbereitung notwendig. Diese umfasste insbesondere die Vereinheitlichung von Unternehmensdaten sowie der Bereinigung fehlerhafter oder unvollständiger Adressangaben.

Auf Basis der bereinigten Daten wurde anschliessend die UID über den öffentlichen UID-Webservice des BFS ermittelt [3]. Um Fehlzuordnungen zu vermeiden, wurden nur Tref-fer mit hoher Übereinstimmung

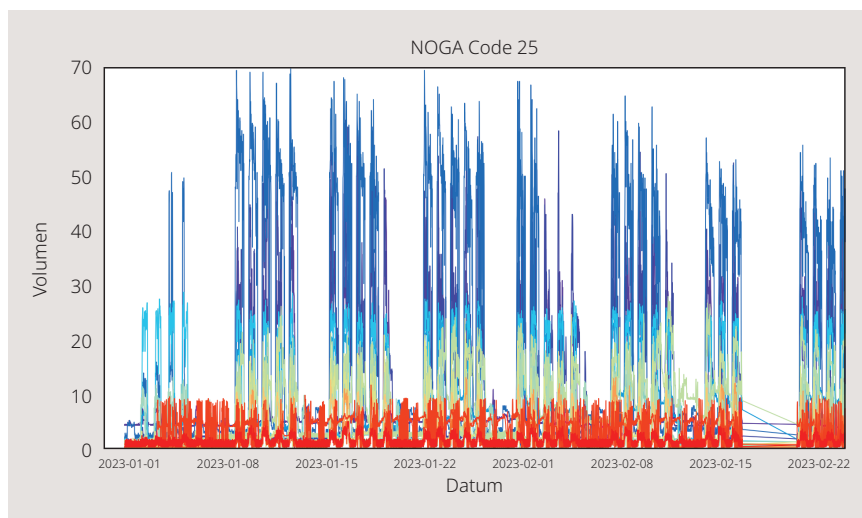
berücksichtigt. Zu jedem Suchergebnis stellt das Unternehmensregister ein Qualitätsrating zur Verfügung, das als Entscheidungsgrundlage diente.

Auf Noga-Abteilungen aggregiert

Für die weiteren Analysen wurden die sechsstelligen Noga-Codes auf die ersten zwei Stellen reduziert (z. B. 104100 > 10) und damit auf Ebene der sogenannten Noga-Abteilungen aggregiert. Diese Aggregation erlaubt eine robuste Auswertung nach Wirtschaftszweig auch bei begrenzter Datenmenge und stellt eine konsistente Vergleichbarkeit zwischen unterschiedlichen Netzgebieten sicher. Dies ist ein ausgewogener Kompromiss zwischen Detailgrad, Vergleichbarkeit und Datenverfügbarkeit.

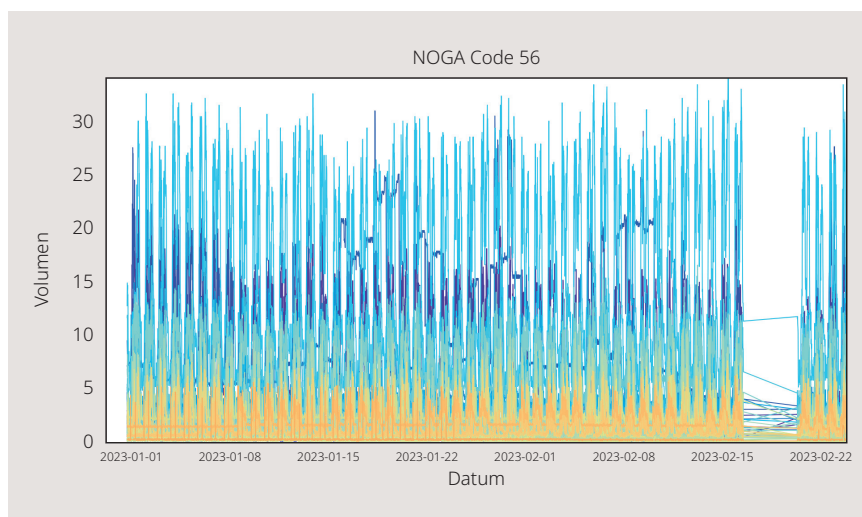
Noga-Code zuordnen

Im nächsten Schritt wurde der Stromverbrauch, der in Form von 15-minütigen Lastprofilen vorlag, den ermittelten Noga-Abteilungen zugeordnet. Die Ver-



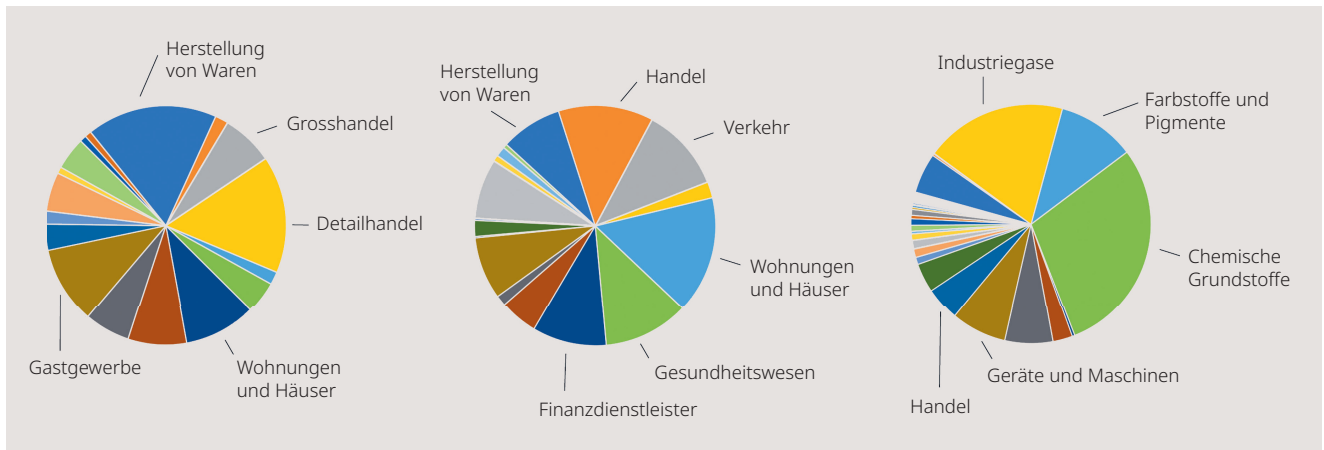
Stromverbrauch in der Metallverarbeitung – aggregiertes Lastprofil über 26 Messstellen.

Bild: SCS



Stromverbrauch in der Gastronomie – aggregiertes Lastprofil über 61 Messstellen.

Bild: SCS



Der Vergleich der Stromverbrauchsdaten von drei verschiedenen VNB verdeutlicht, dass sich die Zusammensetzung der Wirtschaftszweige regional unterscheidet. Bild: SCS

arbeitung der Daten erfolgte automatisiert in einer in Python implementierten Pipeline. Zur Analyse wurden die Lastprofile über den verfügbaren Zeitraum von 2018 bis 2024 aggregiert und für die VNB pro Wirtschaftszweig visualisiert.

Die Auswertung der Messpunkte und ihrer Verteilung über die Noga-Abteilungen liefert Hinweise darauf, wie stark einzelne Wirtschaftszweige in einem Netzgebiet vertreten sind und ob eine weitere Differenzierung sinnvoll erscheint. Als pragmatischer Grenzwert für eine weitergehende Differenzierung der Noga-Abteilung wurde ein Anteil von 25 % der Messpunkte innerhalb eines Wirtschaftszweigs definiert. Überschritt eine Noga-Abteilung diesen Anteil, wurde diese auf die nächsttiefere Noga-Ebene heruntergebrochen.

Charakteristische Verbraucher

Anhand des Stromverbrauchs nach Wirtschaftszweig lassen sich die relativen Beiträge der einzelnen Wirtschaftssektoren zum Gesamtstromverbrauch eines Netzgebiets analysieren. Die Auswertungen zeigten, dass Wirtschaftszweige mit vielen Messpunkten nicht zwingend die höchsten Verbrauchsanteile aufweisen und umgekehrt.

Der Vergleich zwischen verschiedenen VNB zeigt zudem, dass sich die Zusammensetzung der Wirtschaftszweige regional unterscheidet. Eine Betrachtung der Verbrauchsverteilungen über mehrere Jahre (2018–2024) zeigt, dass die relativen Anteile der Wirtschaftszweige am Gesamtstromverbrauch eines VNB über die Zeit weitgehend stabil bleiben.

Insgesamt zeigt der Ansatz, die Noga-Abteilungen mittels Stammdaten zuzuordnen, dass auch bei begrenzter Datengrundlage eine sinnvolle und weitgehend automatisierte Differenzierung nach Wirtschaftszweig möglich ist. Die Ergebnisse liefern einen belastbaren Überblick über charakteristische Verbrauchsstrukturen und bilden eine geeignete Grundlage für weiterführende Analysen. Sämtliche im Rah-

men dieses Ansatzes entwickelten Programmteile sind im GitHub-Account [4] des Bundesamts für Energie in Form eines Repository als Open Source abgelegt und können von VNB wiederverwendet werden, um ihre Stammdaten zu bereinigen.

Zuordnung mit KI

Im zweiten Ansatz wurde untersucht, ob sich Lastprofile mithilfe von Machine-Learning-Methoden automatisiert den wirtschaftlichen Tätigkeiten zuordnen lassen. Im Gegensatz zum ersten Ansatz, der auf der Verknüpfung von Stromverbrauchsdaten (Lastprofilen) mit Unternehmensdaten basiert, steht hier die direkte Klassifikation von Lastprofilen nach Noga-Abteilungen ohne Stammdaten wie die UID im Vordergrund. Ziel war es, das Potenzial datengetriebener Verfahren für eine automatisierte Zuordnung nach Wirtschaftszweig zu evaluieren und deren Grenzen aufzuzeigen.

Als Datengrundlage dienten die im Rahmen des ersten Ansatzes aufbereiteten und mit Noga-Codes angereicherten Lastprofile. Diese liegen in einer zeitlichen Auflösung von 15 Minuten vor und wurden für die weiteren Analysen in eine einheitliche Datenstruktur überführt.

Anzahl Noga-Abteilungen einschränken

Eine zentrale Herausforderung der KI-gestützten Klassifikation ergibt sich aus der hohen Anzahl möglicher Noga-Abteilungen. Bereits auf Ebene der zweistelligen Noga-Codes existieren 99 Abteilungen, was ein Klassifikationsproblem mit sehr vielen Klassen darstellt. Hinzu kommt, dass die vorhandenen Messpunkte unausgewogen auf die unterschiedlichen Noga-Abteilungen verteilt sind. Die begrenzte Datenbasis und die ungleiche Repräsentation der Messpunkte verunmöglichen eine direkte Klassifikation der Lastprofile zu den 99 Abteilungen. Entsprechend wurde der Fokus auf ausgewählte Noga-Abteilungen mit ausreichender Datenbasis gelegt, ergänzt durch die Sammelkategorie «Andere».

Vor der Entwicklung des Machine-Learning-Modells wurden explorative Analysen durchgeführt, um Unterschiede und Gemeinsamkeiten der Lastprofile zwischen verschiedenen Wirtschaftszweigen zu untersuchen. Dabei kamen Verfahren wie die PCA-Analyse (Principal Component Analysis) zum Einsatz. Diese eignet sich, um verborgene Strukturen in hochdimensionalen Daten sichtbar zu machen. Es zeigt sich, dass einige Noga-Abteilungen charakteristische Verbrauchsmuster aufweisen, während sich andere nur schwer voneinander unterscheiden lassen. Diese Beobachtungen bildeten die Grundlage für die Auswahl der betrachteten Abteilungen sowie für die nachfolgenden methodischen Entscheidungen.

Merkmale definieren

Im nächsten Schritt wurden die sieben Noga-Abteilungen mit den meisten Messpunkten ausgewählt, und es wurde untersucht, anhand welcher Merkmale sich ihre Lastprofile unterscheiden lassen. Diese Merkmale, die in der Machine-Learning-Terminologie auch als Features bezeichnet werden, wurden für unterschiedlich lange Zeitreihen analysiert. Betrachtet wurden unter anderem Tageslastprofile mit Viertelstundenwerten, aggregierte Wochenprofile sowie Zeitreihen über mehrere Wochen.

In den Analysen erwies sich eine Zeitreihe über vier Wochen als besonders geeignet, da sie sowohl kurz- als auch langfristige Verbrauchsmuster abbildet. Als Features wurden einfache statistische Kennzahlen wie Maximal- und Minimalwerte der Zeitreihe berücksichtigt wie auch komplexere Features, die automatisch aus den Zeitreihen abgeleitet wurden. Zur automatisierten Feature-Extraktion wurde die Open-Source-Softwarebibliothek Tsfresh eingesetzt. Mit ihr wurden unter anderem Mittelwerte, Varianzen sowie frequenzbasierte Features wie Fourier-Transformationen (FFT) und Wavelet-basierte Features (Wellenformen) berechnet.

Open-Source-Algorithmen

Für die Klassifizierung der Lastprofile wurden sowohl klassische Machine-Learning-Modelle als auch modernere neuronale Netzwerke genutzt. Als Vertreter der klassischen Ansätze wurde unter anderem XGBoost (eXtreme Gradient Boosting) verwendet. Dieses Verfahren eignet sich besonders für strukturierte Daten und erlaubt eine effiziente Modellierung nichtlinearer Zusammenhänge. Das Gradientenmodell löst Optimierungsaufgaben, indem es das Minimum in einer Funktion sucht. Es folgt iterativ dem Gradienten.

Ergänzend dazu wurden Long Short-Term Memory Networks (LSTM) eingesetzt. LSTM-Modelle gehören zu den rekurrenten, also rückgekoppelten neuronalen Netzen und sind speziell darauf ausge-

legt, zeitliche Abhängigkeiten in Sequenzdaten zu erfassen. Damit sind sie gut geeignet, um Muster in Lastprofilen zu erkennen.

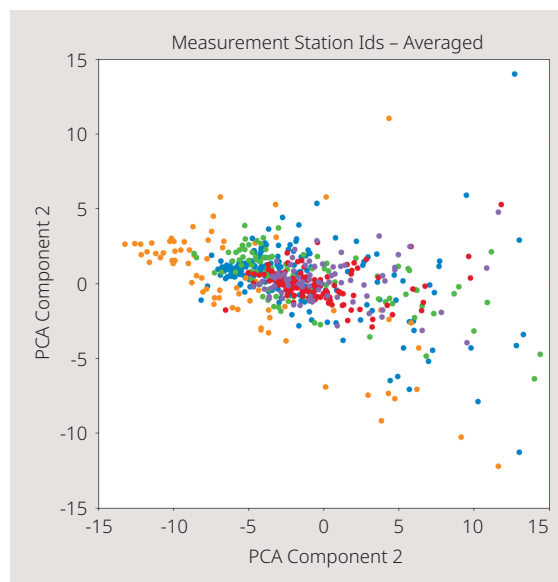
Der Einsatz beider Modellklassen erlaubte einen Vergleich zwischen etablierten, feature-basierten Machine-Learning-Ansätzen und sequenzbasierten neuronalen Netzen, die direkt auf den zeitlichen Verlauf der Verbrauchsdaten reagieren.

Mehr Daten für mehr Präzision

Im Verlauf der Analyse wurde schnell klar, dass mit der vorhandenen Datenmenge maximal drei bis vier Noga-Abteilungen klassifiziert werden können – und dies nur für die Abteilungen mit den meisten Messpunkten. Die Genauigkeit der Klassifikation lag im besten Fall bei rund 85 % bei der Zuordnung zu drei Noga-Abteilungen und bei 80 % bei der Zuordnung zu vier Abteilungen.

Die Ergebnisse verdeutlichen, dass für eine umfassende Klassifikation aller 99 Noga-Abteilungen deutlich mehr und vielfältigere Daten notwendig sind. Um Machine-Learning-Modelle robust trainieren und verlässlich anwenden zu können, braucht es eine breitere und ausgewogenere Datenbasis an Lastprofilen.

Die im Rahmen dieses Ansatzes verwendeten Analyse- und Modellierungsansätze wurden in Form von Python-Code und Jupyter-Notebooks umgesetzt. Das entsprechende Code-Repository ist im GitHub-Account [4] des BFE abgelegt.



Mit der PCA-Analyse (Principal Component Analysis) lassen sich mehrdimensionale Daten vereinfacht in einem niedrig-dimensionalen Raum darstellen, der die wichtigsten Informationen repräsentiert. Der Algorithmus gliedert die Daten, wobei die Cluster nicht unbedingt den Noga-Abteilungen entsprechen. Es ist rasch ersichtlich, dass sich einige Lastprofile abheben von den anderen und einige kaum unterscheidbar sind.

Bild: SCS

Zentrales Stammdatenregister

Mit der nationalen Datenplattform im Stromsektor wird in Zukunft eine deutlich breitere Datenbasis zur Verfügung stehen. Damit können die beschriebenen Ansätze weiterentwickelt werden. Dennoch bleibt der Anspruch hoch, alle 99 Noga-Abteilungen allein über ein Klassifizierungsmodell zuverlässig zuzuordnen. Ob KI-Modelle die klassische Zuordnung über Metadaten ersetzen werden, bleibt offen.

Ein zentrales Element der nationalen Datenplattform ist das Stammdatenregister, das auch die Noga-Codes der Messpunkte enthalten soll. Dadurch wird der Zugang zu anonymisierten Lastprofilen erleichtert, was die Anwendung intelligenter Algorithmen zur Analyse und Klassifikation weiter unterstützen kann.

VNB, welche die Noga-Abteilungen bisher noch nicht systematisch erfasst haben, können die im ersten Ansatz erarbeiteten und veröffentlichten Algorithmen nutzen, um ihre Stammdaten zu ergän-

zen. Damit erhalten sie die Möglichkeit, den Stromverbrauch ihrer Kunden aggregiert nach wirtschaftlichen Tätigkeiten auszuwerten und zusätzliche Erkenntnisse für Planung und Monitoring zu gewinnen.

Referenzen

- [1] Schlussbericht «Verbrauchsmonitoring Schweiz: Clustering und KI-gestützte Branchenzuordnung» (online ab Juni 2026).
- [2] www.burweb2.admin.ch/BurWeb
- [3] www.uid.admin.ch
- [4] github.com/SFOE/Noga-Klassifizierung (online ab Juni 2026)

Autoren

Janine Biner ist Projektleiterin bei Supercomputing Systems AG.
> SCS, 8005 Zürich
> janine.biner@scs.ch

Lucas Tochtermann ist Stv. Leiter Geoinformation und Digitale Innovation beim BFE.
> BFE, 3063 Ittigen
> lucas.tochtermann@bfe.admin.ch

Matthias Galus ist Leiter Geoinformation und Digitale Innovation beim BFE.
> matthias.galus@bfe.admin.ch

Guido Santner ist Marketingverantwortlicher bei Supercomputing Systems AG.
> guido.santner@scs.ch

ANZEIGE



SIEMENS

Netzicherheit ist Vertrauenssache

Cybersecurity in der Energieversorgung ist ein hochsensibles Thema. Dafür benötigen Sie einen vertrauenswürdigen Partner: einen Technologiepartner, der versteht, wie die Produkte, Systeme und Lösungen sich mit den Prozessen und Personen im Hintergrund vernetzen und wie Personen damit umgehen.

[siemens.ch/smartinfrastructure](https://www.siemens.ch/smartinfrastructure)

powertage
16. - 18.06.2026
Messe Zürich

Besuchen Sie uns in der Halle 3, Stand C10