

KI-GESTÜTZTE STEUERUNG FÜR KÜHLSYSTEME

Thomas NACHT¹, Robert PRATTER², Nina BSKO³

Ausgangslage

Der Klimawandel wird zu einem erhöhten Kühlbedarf (+25%) bzw. eine höhere Anforderung an Kühlsysteme führen[1]. Erfolgt der Einsatz aktiver Kühlgeräte (Klima-Anlagen) unkoordiniert, kann das punktuell zu einer starken Belastung des Verteilernetzes führen. Gleichzeitig bietet die Integration neuer Technologien aber auch die Möglichkeit zur Schaffung und Nutzung von Flexibilitäten, was ein wichtiges Werkzeug Umgang mit den Problemen der Energiewende [2].

Durch eine Steuerung der Kühlgeräte könnte ein Einsatz gezielt auf Zeiten mit PV-Erzeugung ausgerichtet werden, was einer aktiven Steuerung und einer zentralen Logik bedarf. Da gerade für kleinere Verteilernetzbetreiber eine umfassende Digitalisierung ihrer Netze noch nicht erfolgt ist, bedarf es Lösungen, die mit den vorhandenen Messdaten im Netz und bestmöglich mit einer unidirektionalen Kommunikation auskommen. Diesen Ansatz hatte auch das Forschungsprojekt Cooling LEC, das im Rahmen der 6ten Ausschreibung des Forschungsprogramms „Stadt der Zukunft“ gefördert wurde⁴.

Methode

Zur Umsetzung wurde ein selbstlernendes System (SLS) entwickelt, welches Schalteempfehlungen aussandte und das Einschaltverhalten der Kühlgeräte mittels erweiterter Flankenerkennung ermittelte. Lastspitzen in der Größenordnung der Kühlleistung wurden im gemessenen Gesamtstromverbrauch detektiert und daraus die Laufzeit der Kühlgeräte abgeleitet. Die Herausforderung bestand darin die Flankenerkennung so zu parametrieren, dass Fehldetektionen vermieden werden, da unter anderem die Einschaltvorgänge keine perfekten Sprungantworten lieferten. Um damit umzugehen, wurde je Wochentag ein mittleres Lastprofil ohne Kühlleistung ermittelt und dieses dem aktuell gemessenen Lastprofil gegenübergestellt. Die Differenz der beiden Lastprofile sowie die Außenlufttemperatur wurden als weitere Inputgrößen für die Ermittlung der Betriebszeiten der Kühlgeräte verwendet. Mittels des SLS wurden anschließend die Einschaltzeitpunkte der Kühlgeräte, sowie die Gesamtlast des Gebäudes, der Lastverlauf im Verteilernetz und die PV-Erzeugung prognostiziert.

Hierfür kam ein Multi-Dense-Layer-Model auf Basis von Tensorflow [3] zum Einsatz, das in der Lage ist Zeitreihen vorherzusagen. Unter Verwendung der Außenlufttemperatur sowie Informationen zu Uhrzeit, Wochentag und Jahresgang, jeweils als Sinus- bzw. Cosinuskurve konnte der Betrieb der Kühlgeräte besser prognostiziert werden. Damit wurden jeden Tag Empfehlungen für den idealen Zeitpunkt der Einschaltungen ausgeschildert, der sich durch einen minimalen Strombezug aus dem Netz auszeichnet. Die maximale Verschiebezeit zwischen prognostiziertem und optimalem Einschaltzeitpunkt wurde so definiert, dass es zu keinen signifikanten Komforteinbußen kommt.

Das entwickelte Empfehlungssystem wurde mit zwei Datensätzen (06.21 – 09.21 und 06.22 – 09.22) trainiert und anschließend für zwei Gebäude in Hartberg erprobt. Eine direkte Ansteuerung der Kühlgeräte war nicht möglich, diese wurden manuell von den Angestellten gesteuert.

Von der geplanten direkten Einbindung des SLS in die RSA der Stadtwerke wurde aufgrund von Sicherheitsbedenken Abstand genommen. Stattdessen erfolgte die Einbindung über eine E-Mail-Schnittstelle. Dieser Ansatz hatte sich bereits im Forschungsprojekt HGD bewährt [4]. Auf Basis dieser E-mail wurde eine Empfehlung über den idealen Einschaltzeitpunkt der Kühlgeräte an die Mitarbeiter:innen geschickt, welche zusätzlich durch optische Signale ergänzt wurde.

¹ 4ward Energy Research GmbH, Reininghausstraße 13a, 8010 Graz, +43 664 88500336,

thomas.nacht@4wardenergy.at, www.4wardenergy.at

² +43 664 88 500 337, robert.pratter@4wardenergy.at

³ nina.bisko@4wardenergy.at

⁴ „Stadt der Zukunft“ ist ein Forschungs- und Technologieprogramm des Bundesministeriums für Verkehr, Innovation und Technologie. Es wird im Auftrag des BMVIT von der Österreichischen Forschungsförderungsgesellschaft gemeinsam mit der Austria Wirtschaftsservice Gesellschaft mbH und der Österreichischen Gesellschaft für Umwelt und Technik (ÖGUT) abgewickelt.

Ergebnisse

Das System wurde im Zeitraum von 06.2023 bis 10.2023 in einer Realanwendung getestet. Im Zuge dessen konnte die grundsätzliche Funktionalität der KI gestützten Steuerung positiv beurteilt werden, so zeigt bspw. Abbildung 1 die Flankenerkennung für einen Testdatensatz aus 2021.

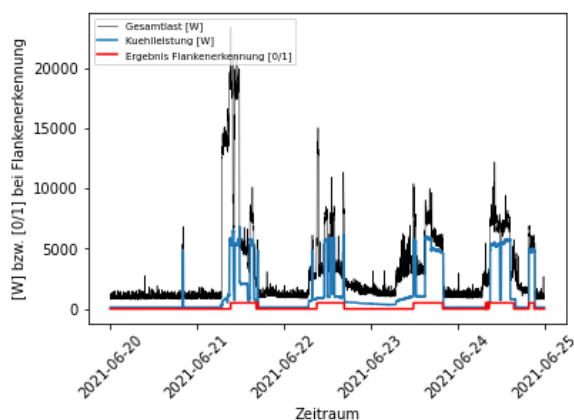


Abbildung 1: Ergebnis der Flankenerkennung für fünf beispielhafte Tage im Juni 2021

Aufgrund der Komplexität der Anwendung und der Ausgangssituation bei den Demonstrationsgebäuden ergab sich ein Verbesserungsbedarf für das System bei der Treffsicherheit der Empfehlungen. Dabei stellte die Detektion des Betriebs der Kühlgeräte aufgrund der im Verhältnis zur Gesamtlast geringen Leistung sowie die Prognose der Nutzungszeitpunkte die größte Herausforderung dar. Letztere ergab sich, da nicht nur eine Abhängigkeit von der Außenlufttemperatur vorlag, sondern auch von der Nutzung der Räumlichkeiten durch mehrere Personen und die individuellen manuellen Einschalthandlungen. Damit zeigte sich eine Abhängigkeit des Betriebs der Kühlgeräte nicht nur davon, ob gerade Personen anwesend sind, sondern auch davon, welche Personen es sind und wie deren persönliche Behaglichkeitsgrenzen sind, wozu das SLS keine Informationen hat. In Kombination mit Urlaubszeit im Sommer kam es zu Einschränkungen in der Treffsicherheit des Systems.

Über den betrachteten Zeitraum wurde für 23 Tage ein Kühlbedarf prognostiziert, wobei an 15 dieser Tag die Kühlgeräte tatsächlich in Betrieb genommen wurden. An weiteren 12 Tagen wurden die Kühlgeräte abweichend von der Empfehlung in Betrieb genommen.

Fazit

Die Eignung der KI-gestützten Steuerung für Kühlsysteme ist stark von der jeweiligen Ausgangssituation der zu kühlenden Räumlichkeiten abhängig. Einerseits muss die Kühlleistung in einem entsprechenden Verhältnis zur Gesamtlast stehen, so dass die Detektion der Kühlleistung aus den Messdaten der Gesamtlast möglich ist. Andererseits werden Messdaten über einen längeren Zeitraum zum Trainieren der KI benötigt. Darüber hinaus ist eine gewisse Regelmäßigkeit im Betrieb der Kühlgeräte vorteilhaft. Sind diese Voraussetzungen gegeben, können mit dem entwickelten Ansatz gute Ergebnisse erzielt werden. Ist das nicht oder nur eingeschränkt der Fall, muss der Einsatz der vorgestellten Optimierung sorgfältig abgewogen werden.

Referenzen

- [1] N. D. Miranda *u. a.*, „Change in cooling degree days with global mean temperature rise increasing from 1.5 °C to 2.0 °C“, *Nat Sustain*, Bd. 6, Nr. 11, S. 1326–1330, Juli 2023, doi: 10.1038/s41893-023-01155-z.
- [2] [Bundesnetzagentur, „Flexibilität im Stromversorgungssystem“. März 2017. Zugriffen: 27. November 2023. [Online]. Verfügbar unter: https://www.bundesnetzagentur.de/SharedDocs/Downloads/DE/Sachgebiete/Energie/Unternehmen_Institutionen/NetzentwicklungUndSmartGrid/BNetzA_Flexibilitaetspapier.pdf?__blob=publicationFile&v=1
- [3] TensorFlow Developers, „TensorFlow“. Zenodo, 14. November 2023. doi: 10.5281/ZENODO.4724125.
- [4] M. Puchegger, „Hybrid Grids Demo“, Forschung Burgenland GmbH, Wien, SmartCities #1/2020, Jän. 2020. [Online]. Verfügbar unter: https://smartcities.at/wp-content/uploads/sites/3/BGR1_20_Hybrid-Grid-Hartberg-3.pdf