

Stochastische Programmierung in Energiegemeinschaften: Wärmepumpen als Flexibilität

Bernd Mildt, Paul Bauer, Benedikt Herold, Stefan Wilker, Thilo Sauter

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>

Kurzfassung: Die Energiewende im Gebäudesektor ist durch die zunehmende Elektrifizierung der Wärmeversorgung und den parallelen Ausbau fluktuierender erneuerbarer Energien herausgefordert. Daraus resultiert ein Bedarf an Flexibilität, um volatile Erzeugung wirtschaftlich zu nutzen. Energiespeicher stellen hierfür eine zentrale Ressource dar. Neben Batteriespeichern kann insbesondere der Gebäudesektor durch thermisch-elektrische Sektorkopplung als Flexibilität zur Lastspitzenkappung genutzt werden. Diese Arbeit entwickelt ein stochastisches, prädiktives Optimierungsmodell für eine aktive Energiegemeinschaft mit PV-Eigenerzeugung, Batteriespeicher, dem Gebäude und einem Warmwassertank als thermische Speicher sowie Wärmepumpen als steuerbare Aktoren angeschlossen durch den gleichen Ortsnetztransformator. Das Modell verwendet ensemble-basierte Wetterprognosedaten und modelliert mögliche Warmwasserentnahmeszenarien. Simulationsergebnisse unterstreichen die Anwendbarkeit der modellprädiktiven Steuerung für diese Steueraufgabe für verschiedene Standorte besonders bei hohen Prädiktionshorizonten.

Schlüsselwörter: Stochastische Programmierung, nichtlineare Optimierung, Flexibilität, Wärmepumpe, erneuerbare Energie

Abstract:

The energy transition in the building sector is challenged by the increasing electrification of heat supply and the simultaneous expansion of fluctuating renewable energies. This results in a demand for flexibility to utilize volatile generation economically. Energy storage systems represent a key resource in this context. In addition to battery storage, the building sector specifically can provide flexibility for peak shaving through thermal-electric sector coupling. This paper develops a stochastic predictive optimization model for an active energy community featuring PV self-generation, battery storage, the building mass and a domestic hot water tank as thermal storage, and heat pumps as controllable actuators, all connected to the same local substation transformer. The model utilizes ensemble-based weather forecast data and models various hot water tapping scenarios. Simulation results underline the applicability of model predictive control for this control task across different locations, particularly with long prediction horizons

Keywords: Stochastic programming, non-linear optimization, energy flexibility, heat pump, renewable energy

1 Einleitung

Die Ziele der EU und sowie die Klimaschutzstrategie Österreichs sehen vor den Gebäudesektor bis zum Jahr 2050 CO₂-neutralen zu beheizen. Gegenwärtig werden im Gebäudesektor 25,9% des Energieeinsatzes aus fossilen, emissionsintensiven Quellen gewonnen. [1]

Prognosen der Spitzenleistung im Niederspannungsnetz bei Zielerreichung der Dekarbonisierung des Energiesystems identifizieren einen signifikanten Anstieg der Gleichzeitigkeitsfaktoren durch die großflächige Integration erneuerbarer Energieerzeugung. Zusätzlich müssen Energieerzeuger auf fluktuierende Energieangebote durch erneuerbare Energien reagieren, was sich in ausgeprägten Preisschwankungen am Strommarkt widerspiegeln kann. Diese Preisvolatilität wird auch an private EndkundInnen weitergegeben.

Die Marktdurchdringung von Wärmepumpen nimmt weiter zu, wodurch eine elektrisch betriebene Wärmeerzeugung realisiert wird, die abhängig von der Zusammensetzung der Stromerzeugung auch emissionsfrei sein kann [1]. Die Einsparungen, welche durch Retrofitting von Wärmepumpen und Isolation in Bestandsgebäuden, erzielt werden, übersteigen die Investitionskosten der Maßnahmen langfristig. Dieser Effekt wird durch hohe Energiepreise für fossile Brennstoffe verstärkt. [2]

Vor diesem Hintergrund gewinnen Energiegemeinschaften in Österreich an Bedeutung. Energiegemeinschaften ermöglichen eine gemeinschaftliche Nutzung erneuerbar erzeugter Energie durch Speicherung und Vermarktung von Energieüberschüssen, während Residuallasten über den Netzanschluss gedeckt werden.

Regulatorisch ist die Umsetzung einer Energiegemeinschaft über Modelle wie Erneuerbare-Energie-Gemeinschaften und gemeinschaftliche Erzeugungsanlagen möglich. Zentrale Merkmale hierbei sind Regionalität, Bündelung mehrerer aktiver Nutzer (Prosumer) sowie Messung und Abrechnung der Energiebilanzen. Für die Umsetzung werden Smart-Meter eingesetzt, die in Viertelstundenintervallen eine aktive Teilnahme am Strommarkt ermöglichen. Dies ist abrechnungstechnisch relevant, ermöglicht allerdings auch intelligentes Lastmanagement im Niederspannungsnetz. [3]

Lastmanagement adressiert dabei die Notwendigkeit Erzeugung und Last zu jedem Zeitpunkt im Gleichgewicht zu halten. In Stromsystemen mit hoher Fluktuation wird dieses Gleichgewicht zunehmend durch Flexibilitätsoptionen wie Regelenergie, Großspeicheranlagen oder steuerbare Lasten hergestellt, die hohe Investitions- und Betriebskosten bedeuten. Energiegemeinschaften stellen hier ein Potential für die Nutzung lokaler Flexibilitäten, durch Batteriespeicher und thermisch-elektrische Sektorkopplung (Power-to-Heat) dar. Mittels prädiktiver Betriebsführung können Energieerzeugungs- und Lastprognosen mit Optimierungs- oder Regelungsentscheidungen koordiniert werden. Die Nutzung von Vorhersagen ist im Gebäudekontext sinnvoll, da sowohl erneuerbare Energieerzeugung als auch Wärmelasten unmittelbar von den atmosphärischen Einflüssen abhängen. [4]

Aus diesen Entwicklungen ergibt sich die Forschungs- und Anwendungsfrage, wie Energiegemeinschaften in Österreich ihre lokalen Ressourcen so einsetzen können, dass volatile Strompreise und Erzeugung wirtschaftlich genutzt, Komfortanforderungen in Gebäuden eingehalten und netzrelevante Leistungsflüsse im Niederspannungsnetz nicht überbelastet werden. Hierfür eignet sich mathematische Optimierung. Nachfolgend wird

mathematische Optimierung und nichtlineare Modellierung verwendet um mehrere gekoppelte Teilsysteme, darunter PV-Erzeugung, Batteriespeicher, thermische Speicher und Wärmepumpen, zu bilanzieren und eine Zielkostenfunktion über einen Prädiktionshorizont zu minimieren.

2 Methoden

Die Implementierung erfolgt mithilfe des Open-Source-Optimierungswerkzeugs Pyomo und der Erweiterung mpi-sppy zur Lösung stochastischer Optimierungsprobleme in der Programmiersprache Python. [5]

Für die folgenden Betrachtungen wird von einem Zusammenschluss mehrerer Prosumer (aktive *Energiegemeinschaft*) ausgegangen, deren kooperatives Ziel es ist, Leistung am gemeinsamen Netzanschlusspunkt möglichst netzdienlich zu beziehen. Als Referenzbeispiel wird ein mit Gauß'schem Rauschen überlagerter Sinusverlauf mit positivem Offset als Grundverbrauch (baseload) definiert.

$$P_{load}(t) = \gamma_{const} + \gamma_{dyn} \sin\left(\frac{t}{T_a}\right) + \gamma_{AWGN}(t)$$

$$\text{mit } \gamma_{AWGN}(t) \in \{\mathbb{R} \mid 0 \leq \gamma_{AWGN} < 1\}$$

Die Energiegemeinschaft verfügt über einen Batteriespeicher, dessen Kapazität und (Ent-)Ladeleistung begrenzt ist und deren relative (Ent-)Ladeeffizienz jeweils $\eta_{ch}^+ = \eta_{ch}^- = 0.95$ beträgt. Ein PV-System als Erzeugungsanlage produziert lokal Energie, deren gewonnene Leistung sich nach der Herleitung in Abschnitt 2.2 berechnet. Als steuerbare Flexibilität steht eine Wärmepumpen mit variablem, beschränktem COP zur Verfügung, deren Aufgabe es ist, die Innenraumtemperatur eines modellierten Hauses innerhalb der Komfortabilitätsgrenzen zu halten und den Wassertank zu beheizen, wie weiter in Abschnitt 2.3, 2.4 und 2.5 erläutert. Über den Netzanschluss am Ortsnetztransformator kann zu jeder Zeit Energie zu einem bekannten, variablen Preis in- und exportiert werden.

Diese Problemstellung wird als elektrisches und thermisches, stochastisches, nichtlineares Optimierungsproblem modelliert mit den Betriebsmodi der Wärmepumpe und der Batterie als Entscheidungsvariablen. Es wird ein stochastischer Ansatz zur Lösung des Optimierungsproblems gewählt, da durch die Unsicherheiten der PV-Prognosen und die Szenarienbildung die Wahrscheinlichkeitsverteilung auch für kritische Zustände betrachtet und nicht nur eine Optimallösung für die Prognose herangezogen wird. Die Optimierungsproblem wird hinsichtlich der Energieimportkosten und Netzdienlichkeit in Pyomo und der mpi-sppy Erweiterung implementiert und durch IPOPT gelöst. [5]

2.1 Mathematische Herleitung

Zur formalen Abbildung des Energiesystems wird das Optimierungsproblem im Folgenden zeitdiskret formuliert. Das Modell wird über die Zeitschritte $t \in \{0, \dots, T - 1\}$ mit einer Schrittweite von energiewirtschaftlich etablierten, siehe [6], $\Delta t = 15min$ formuliert. Im Betrachtungszeitraum von 48 Stunden ergeben sich daher 192 Zeitschritte.

Physikalische Größen sind in SI-Einheiten angegeben. Ausnahmen bilden die Implementierung der Temperatur in Grad Celsius [°C], elektrische und thermische Leistung in Kilowatt [kW] und thermische Kapazität in Kilowattstunden pro Kelvin [kWh/K] angegeben.

2.2 Exogene Daten und Vorverarbeitung

Für den gewählten Optimierungshorizont werden Strompreise als Zeitreihe $p_{grid}(t)$ des Day-Ahead-Marktes verwendet. Dafür werden die Strompreise über die Veröffentlichung der Austrian Power Grid AG bezogen. [7]

Als Basis für die stochastische Optimierung dienen ensemblebasierte Wetterprognosen vom Deutschen Wetterdienst (DWD), die wie folgt vorverarbeitet werden. Das ICON-D2-EPS Modell deckt Deutschland, Österreich, die Schweiz sowie Teile der umliegenden Nachbarstaaten in einer Granularität von 2,2 km ab, wie in Abbildung 1 dargestellt. Das Modell wird täglich für eine Prädiktion der jeweils nächsten 48 Stunden im Drei-Stunden-Rhythmus aktualisiert. Die Python-Bibliothek PVlib des DWD wird genutzt, um Prädiktionen der Temperatur und Strahlung in erwartete PV-Produktionsleistungen bei gegebenem Neigungswinkel und Ausrichtung umzurechnen. Meteorologische Daten, die genutzt werden, sind die Umgebungstemperatur, direkte und diffuse Sonneneinstrahlung sowie Windkomponenten. [8] [9]

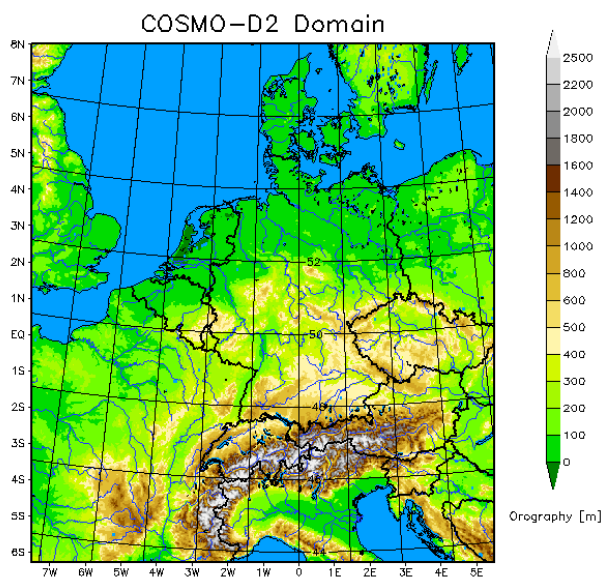


Abbildung 1: Modellraum des ICON-D2-EPS-Wettermodells [8]

Die PV-Erzeugung und die solaren Wärmegewinne berechnen sich direkt über die meteorologischen Daten. Die Solareinstrahlung auf die Gebäudehülle wird in direkte, diffuse und bodenreflektierte Anteile zerlegt. Diese Anteile werden als winkelabhängige Projektion berechnet. Zunächst wird die normalisierte Direkteinstrahlung (Direct Normal Irradiance, DNI) mit der Sonnenhöhe $\alpha(t)$ und der direkten horizontalen Einstrahlung $E_{dir,h}(t)$ gebildet.

$$DNI(t) = \begin{cases} \frac{E_{dir,h}(t)}{\sin(\alpha(t))}, & \alpha(t) > \alpha_{min} \\ \frac{E_{dir,h}(t)}{\sin(\alpha_{min})}, & \alpha(t) \leq \alpha_{min} \end{cases}$$

Dabei wird $\alpha_{\min} > 0$ als numerische Grenze verwendet, um eine Division durch numerisch ungünstige Zahlen zu vermeiden.

Die Strukturoberflächen, also Wände und Dach der Konstruktion, werden, abhängig vom Sonnenstand, nicht alle gleichzeitig direkt bestrahlt. Je nach Orientierung der Bauteile werden separate Einstrahlungsberechnungen durchgeführt, die Zenit- und Azimutwinkel je Zeitpunkt berücksichtigen, um die Anzahl M der Oberflächen festzustellen, welche gleichzeitig bestrahlt werden. Die Strahlrichtung $\theta_m(t)$ der Oberfläche m wird mit dem Azimutwinkel der Sonne $\gamma_s(t)$ und der normalen Flächenorientierung $\gamma_{0,m}(t)$ wie folgt gebildet. [8] [9]

$$\theta_m(t) = \begin{cases} \cos^{-1} \left(\cos(\alpha(t)) \cos(\gamma_s(t) - \gamma_{0,m}(t)) \right), & |\gamma_s(t) - \gamma_{0,m}(t)| \leq \frac{\pi}{2} \\ 0, & \text{sonst.} \end{cases}$$

Die direkte Bestrahlungsstärke auf das Gebäude $I_b(t)$ (Beam Irradiance) wird mit der zuvor berechneten Strahlrichtung auf die Fläche und dem Abschattungsfaktor s_{dir} berechnet.

$${}_m I_b(t) = DNI(t) * \theta_m(t) * s_{dir}$$

Für den diffusen und bodenreflektierten Anteil der Strahlung werden die Sichtfaktoren F_v bzw. F_g verwendet. Die Verwendung solcher Faktoren ist in der gebäudenahen Solarverfügbarkeitsanalyse üblich. Die diffuse Bestrahlungsstärke auf das Gebäude $I_{dif}(t)$ wird mit der diffusen horizontalen Einstrahlung $E_{dif,h}(t)$ gebildet. [10]

$$I_{dif}(t) = E_{dif,h}(t) F_v$$

Für die bodenreflektierte Strahlung $I_g(t)$ wird zusätzlich der Albedo-Wert ρ_g des Bodens genutzt.

$$I_g(t) = \left(E_{dir,h}(t) + E_{dif,h}(t) \right) \rho_g F_g$$

Die Einstrahlung durch Fensterflächen $I_w(t)$ wird als die resultierende Strahlung als Summe der zuvor genannten Anteile erfasst.

$${}_m I_w(t) = {}_m I_b(t) + I_{dif}(t) + I_g(t)$$

Der Nutzungsfaktor u_{sol} der Einstrahlung stellt eine pauschale Nutzbarkeit der momentanen Strahlungsgewinne dar, welcher als Dämpfung bzw. Trägheit des thermischen Systems angewendet wird. Der Nutzungsfaktor wird in folgender Form für die thermischen Zeitkonstanten τ_w der Fenster und τ_s der Struktur gebildet.

$$u_{sol,i} = 1 - e^{-\left(\frac{\Delta T}{\tau_i}\right)}$$

Die Fensterwärmegewinne des Gebäudes werden im Grey-Box-Modell über den Gesamtenergiedurchlassungsgrad g_{eff} der Fensterflächen A_w auf M bestrahlten Teilen des Gebäudes sowie einen Nutzungsfaktor für Fensterflächen $u_{sol,w}$ modelliert. [11] [12]

$$\dot{Q}_{sol,w}(t) = u_{sol,w} \sum_{m=1}^M A_w g_{eff} {}_m I_w(t)$$

Analog hierzu wird für Strukturoberflächen A_s eine Absorptionsberechnung mit dem Nutzungsfaktor für Strukturflächen $u_{sol,s}$ verwendet.

$$\dot{Q}_{sol,s}(t) = u_{sol,s} \sum_{m=1}^M A_s \alpha_{sm} I_s(t)$$

Die meteorologischen Winddaten werden als Geschwindigkeiten in Nord-Süd- (v_{10}) bzw. West-Ost-Komponenten (u_{10}) angegeben. Der Betrag wird als Komponente des beschleunigten Wärmeverlustes in der Wärmebilanzierung genutzt. [4]

$$v_w(t) = \sqrt{v_{10}^2(t) + u_{10}^2(t)}$$

Die daraus resultierenden Wärmeerträge werden anschließend in ein dynamisches Gebäudemodell überführt.

Die Berechnung der Leistung der PV-Module wird über einen PVlib-internen Prozess abgewickelt, der die Einfallswinkel der gesamten kurzwelligigen Strahlung (Global Horizontal Irradiance, GHI) auf die verschiedenen Module, die Umgebungstemperatur, sowie standardisierte Wechselrichtermodelle nutzt. Die gesamte Einstrahlung auf die Module setzt sich aus der direkten horizontalen Strahlung sowie der diffusen horizontalen Strahlung $E_{dif,h}(t)$ zusammen. [9]

$$GHI(t) = E_{dir,h}(t) + E_{dif,h}(t)$$

Die Berechnung der Einfallswinkel auf die PV-Module erfolgt analog zu der Winkelberechnung der Einstrahlung auf Gebäudeoberflächen. Die Gesamteinstrahlung $I_{pv}(t)$ und Zelltemperatur $T_{cell}(t)$ eines Moduls j wird mit der beim Arbeitspunkt auftretenden Nennleistung P_{dc0} , Referenzeinstrahlung I_{ref} und Referenztemperatur T_{ref} sowie Temperaturkoeffizient γ_p folgendermaßen berechnet um die DC-Leistung $P_{dc}(t)$ zu erhalten. [9]

$$P_{dc,j}(t) = P_{dc0} \left(\frac{I_{pv}(t)}{I_{ref}} \right) \left(1 + \gamma_p (T_{cell}(t) - T_{ref}) \right)$$

Darauffolgend wird die AC-Leistung der PV-Module $P_{ac,j}(t)$ über den Wirkungsgrad des PVlib-internen Wechselrichters η_{inv} gebildet. [9]

$$P_{ac,j}(t) = \eta_{inv} P_{dc,j}(t)$$

Für jedes PV-Teilsystem $j \in \{1, 2, \dots, p\}$ auf der Energiegemeinschaft wird eine elektrische Leistung berechnet, die akkumuliert als

$$P_{PV}(t) = \sum_j P_{ac,j}(t)$$

in die Leistungsbilanz eingeht.

2.3 Thermisches Gebäudemodell

Die folgende Herleitung erfolgt aufbauend auf der Arbeit zum thermischen Simulationsmodell für Gebäude von B. Herold. [13]

Das thermische Verhalten des Gebäudes wird als Grey-Box-Modell mit zwei thermischen Zuständen beschrieben. Hierbei werden die Temperaturen der Innenraumluft $T_i(t)$ sowie der Gebäudemasse bzw. Struktur $T_s(t)$ als zwei Knoten betrachtet, die als gekoppelte Systeme betrachtet werden. [14]

Zunächst wird der Außenknoten betrachtet. Der Wärmefluss zwischen der Struktur und dem Außenraum wird mithilfe des Wärmeübergangskoeffizienten der opaken Fläche UA_{op} sowie der durch den Windstrom beschleunigten Wärmeverlust $k_w v_w(t)$ berechnet.

$$\dot{Q}_{s,a}(t) = (UA_{op} + k_w v_w(t)) (T_s(t) - T_a(t))$$

Auf der gegenüberliegenden Wandseite wird mithilfe des Übergangskoeffizienten der Innenraumfläche der Wärmefluss zwischen dem Innenraum und der Struktur berechnet. Dieser wird hier betraglich positiv definiert.

$$\dot{Q}_{i,s}(t) = UA_s (T_s(t) - T_i(t))$$

Die berechneten Wärmeflüsse zwischen der Struktur und dem Außen- bzw. Innenraumes sowie der in 2.2 berechneten Solarabsorption ergeben als Bilanz den Wärmefluss der Gebäudestruktur.

$$\dot{Q}_{bal,a}(t) = \dot{Q}_{i,s}(t) + \dot{Q}_{s,a}(t) + \dot{Q}_{sol,s}$$

Die Temperatur der Struktur im Optimierungsmodell ergibt sich in der Form des expliziten Euler-Verfahren mit der Temperaturdifferenz ΔT der Zeitschritte und der Wärmekapazität der Struktur C_s .

$$T_s(t) = T_s(t-1) + \frac{\Delta T}{C_s} \dot{Q}_{bal,a}(t)$$

Nachfolgend wird der Innenknoten betrachtet. Der direkte Wärmefluss zwischen dem Außen- und Innenraum über die Fensterflächen des Gebäudes wird mit dem Wärmeübergangskoeffizienten UA_w gebildet.

$$\dot{Q}_{a,i}(t) = UA_w (T_a(t) - T_i(t))$$

Für anwesende Personen werden interne Wärmegewinne $\dot{Q}_{int}(t)$ modelliert. Diese sind abhängig von der Anzahl a der Personen. Als Näherung der thermischen Gewinne je Person wird ein konstanter Wärmestrom $\dot{Q}_{pers}(t)$ gewählt.

$$\dot{Q}_{int}(t) = a \cdot \dot{Q}_{pers}(t)$$

Die Leistungszahl (Coefficient of Performance, COP) der Wärmepumpe wird für jeden Zeitschritt berechnet und ergibt im Produkt mit der momentan eingesetzten elektrischen Leistung die thermische Heizleistung.

$$\dot{Q}_{sh}(t) = COP_{sh}(t) \cdot P_{el,sh}(t)$$

In Summe ergeben sich die Wärmefluss- und Temperaturbilanz des Innenraumes durch eine dynamische Kopplung zwischen den Komponenten des modellierten Gebäudes, den direkten solaren und internen Wärmegewinnen sowie durch den Wärmepumpenbetrieb.

$$\dot{Q}_{bal,i}(t) = \dot{Q}_{sh}(t) + \dot{Q}_{a,i}(t) + \dot{Q}_{s,i}(t) + \dot{Q}_{sol,w}(t) + \dot{Q}_{int}(t)$$

$$T_i(t) = T_i(t-1) + \frac{\Delta T}{C_i} \dot{Q}_{bal,i}(t-1)$$

2.4 Warmwassertankmodell

Neben der Raumheizung wird die Warmwasserbereitstellung als separater thermischer Speicher modelliert um die zeitliche Flexibilität der Warmwassererzeugung (Domestic Hot Water DHW) abzubilden. Der Warmwasserspeicher wird als isotherm und „well-mixed“ angenommen. Die mittlere Tanktemperatur ist beschrieben durch $T_t(t)$. [15]

Der Tank wird durch ein zweites implementiertes Wärmepumpensystem beheizt. Die COP-Berechnung wird analog zur Raumheizung vorgenommen. Der Wärmestrom über einen idealen Wärmetauscher wird wie folgt berechnet.

$$\dot{Q}_{dhw}(t) = COP_{dhw}(t) \cdot P_{el,dhw}(t)$$

Die geplante Wärmeabfuhr des Tanks wird mittels implementierter Nutzungsprofile modelliert. Diese werden in Abschnitt 3.1 weiter ausgeführt. Die Berechnung erfolgt aufgrund des Massenstroms, bestehend aus dem Produkt der Dichte ρ_w und dem Volumenstrom $\dot{V}(t)$, der spezifischen Wärmekapazität des entnommenen Wassers c_w sowie der Temperaturdifferenz zwischen der momentanen Wassertemperatur im Tank $T_w(t)$ und der Temperatur des neu eingespeisten Wassers.

$$\dot{Q}_{out} = \rho_w c_w \dot{V}(t) (T_w(t) - T_{in}(t))$$

Über den Wärmeübertragungskoeffizienten und die Temperaturdifferenz zwischen Tank-Innen- und Außenraum wird der Wärmeverlust des Warmwasserspeichers modelliert.

$$\dot{Q}_{t,i} = UA_t (T_w(t) - T_a(t))$$

die Temperaturbilanz des Warmwassertanks ergibt sich dann als Differenzgleichung.

$$T_w(t) = T_w(t-1) + \frac{\Delta T}{C_t} (\dot{Q}_{dhw}(t) - \dot{Q}_{out}(t) - \dot{Q}_{t,i}(t))$$

2.5 Wärmepumpe und COP-Berechnung

Der COP der eingesetzten Wärmepumpen wird über eine Approximation des Carnot-Prozesses mit dem Effizienzfaktor η_{hp} für jeden Zeitschritt modelliert. In der Praxis wird ein Wert $0.30 < \eta_{hp} < 0.45$ gewählt, um die Verlustleistung abzubilden. Als Temperaturen für die warme Seite des Prozesses T_h werden für Raumheizung (Space Heating, SH) und Warmwasserspeicher (Domestic Hot Water, DHW) die jeweiligen Innentemperaturen gewählt. Die kalte Seite T_c bilden die jeweiligen Außentemperaturen. Der COP wird mit einem Minimalwert von $COP_{min} = 1$ begrenzt. Diese Annahme ist legitim, weil reale Wärmepumpen mit einem so niedrigen COP nicht als funktionstüchtig erachtet werden. Es wird zudem ein Maximalwert von $COP_{max} = 6$ gesetzt, um eine überrealistische Effizienz zu vermeiden. Die Berechnung des COP ergibt sich somit als [12] [16]

$$COP(T_h, T_c) = \begin{cases} COP_{min}, COP(T_h, T_c) \leq COP_{min} \\ COP_{max}, COP(T_h, T_c) \geq COP_{max} \\ \eta_{hp} \cdot \frac{T_h}{T_h - T_c}, \text{sonst.} \end{cases}$$

Um ein Temperatur-Komfortband im Optimierungsproblem zu implementieren, werden Straffunktionen als weiche Begrenzungen (soft constraints) verwendet. Die hierfür genutzten

Terme sind innerhalb des Komfortbandes nahe Null, da die Temperaturdifferenzen zu den Bandgrenzen negativ sind, wachsen allerdings außerhalb des Intervalls exponentiell.

$$c_{sh}(t) = \sqrt{e^{\Delta T_{min,sh}(t)+1} + e^{\Delta T_{max,sh}(t)+1}}$$

Die Temperaturdeltas werden für beide Grenzwerte in derselben Funktion genutzt. Die Raumheizung (SH) und Warmwassernutzung (DHW) verwenden analoge Terme.

$$\Delta T_{min,sh}(t) = T_{min,sh} - T(t)$$

$$\Delta T_{max,sh}(t) = T(t) - T_{max,sh}$$

Die Parametrisierung des Komfortbandes der Innenraumtemperatur erfolgt für diese Simulation durch $T_{min,sh} = 19^\circ C$ und $T_{max,sh} = 21^\circ C$. Das Komfortband des Warmwasserspeichers wird mit $T_{min,dhw} = 25^\circ C$ und $T_{max,dhw} = 45^\circ C$ parametrisiert. Die Temperaturen zum Startzeitpunkt $t = t_0$ des Innenraums und der Struktur ist $T_{i,t_0} = T_{s,t_0} = 15^\circ C$, sowie des Tanks $T_{w,t_0} = 20^\circ C$ für beide Standorte initialisiert, um gleiche Startbedingungen außerhalb der Komfortgrenzen zu erhalten.

Der Batteriespeicher der EG wird mit einem Ladezustand (State-of-Charge)

$$E_{SOC}(t) = E_{SOC}(t-1) + \Delta t \left(\eta_{ch}^+ P_{ch}^+(t-1) - \frac{1}{\eta_{ch}^-} P_{ch}^-(t-1) \right)$$

als Zustandsvariable modelliert, wobei die Ladeleistung $P_{ch}^\pm \geq 0$ das Be- bzw. Entladen mit + bzw. - indiziert. Die Trennung der positiven und negativen Ladeleistung P_{ch}^+ bzw. P_{ch}^- ist notwendig, um eine (getrennte) Ladeeffizienz η_{ch} angeben zu können. Technisch gilt, dass nur eine dieser beiden Ladeleistung positiv sein darf, i.e., $\neg(P_{ch}^+ \wedge P_{ch}^-)$. Diese geforderte Logik macht das Optimierungsproblem zu einem nichtlinearen Multiple-Integer Problem, welches mit dem gewählten Solver nicht kompatibel ist. Alternativ wird die quadrierte Summe der beiden Ladeleistungen für jeden Zeitschritt als Kostenterm zum Gütefunktional des Optimierungsproblems addiert, um hohe Beträge zu als ungünstig darzustellen. Für die simulierten Szenarien kann das gleichzeitige Laden und Entladen dadurch hinreichend gut unterdrückt werden und eine quasi-exklusive Schaltlogik erzeugt werden.

$$c_{bat}(t) = (P_{ch}^+(t) + P_{ch}^-(t))^2$$

Durch diesen zusätzlichen Kostenterm dem Laden (mit hohen Ladeleistungen) ein Strafwert zugeordnet, der aber die erwünschte Batteriefunktionalität – dem Buffern von Energie – nicht nennenswert kompromittiert.

Die elektrische Leistungsbilanz koppelt den resultierenden Netzimport mit der PV-Eigenerzeugung, dem Grundbedarf, der Batterieleistung sowie den Wärmepumpen. Somit werden energiewirtschaftliche Größen und Flexibilitäten für das Energiegemeinschafts-Scheduling zusammengefasst.

$$P_{imp}(t) = -P_{PV}(t) + P_{load}(t) + P_{ch}(t) + P_{el,sh}(t) + P_{el,dhw}(t)$$

2.6 Stochastische Implementierung

Die Variabilität von PV-Prognosen tritt durch Unsicherheiten in den zugrundeliegenden ensemble-basierten Wetterdaten des ICON-D2-EPS-Modells auf, insbesondere durch Änderungen der Sonneneinstrahlung. Die Betrachtung mehrerer möglicher zukünftiger Prognosen (Szenarien) erhöht zwar den Rechenaufwand, aber ermöglicht die Abbildung von Wahrscheinlichkeitsverteilungen und die Berücksichtigung von Szenarien, deren Auftretenswahrscheinlichkeit zwar unwahrscheinlich aber im Kostenfunktional teuer ist. Die Abbildung der meteorologischen Unsicherheiten erfolgt durch die Realisierung mehrerer plausibler Anfangswerte für die Differenzialgleichungen der Wettermodelle. Das vom DWD bereitgestellte Modell umfasst 20 Ensemble-Zeitreihen, die als Stichproben der Ergebnisverteilung interpretiert werden können und die atmosphärisch bedingte statistische Streuung erfassen. Zur Darstellung der daraus resultierenden PV-Prognosen in Kapitel 3 wurden vier Cluster-Szenarien genutzt, die jeweils den Mittelwert von fünf Ensembles bilden. Die Zeitreihe $P_{PV}(t)$ umfasst somit vier prädiktive PV-Szenarien, die durch den Solver ausgewertet werden können. [8] [9]

Zusätzlich zu den PV-Erzeugungsszenarien werden drei Warmwasser-Bedarfsfunktionen modelliert. Diese nutzen als deterministische Abbildung des Bedarfs drei vordefinierte Profile. Zwei Szenarien modellieren die Anwesenheit von Personen im Zeitfenster 14:00 bis 7:00 Uhr sowie 20:00 bis 07:00 Uhr für die gegebene Simulationsdauer. Bei Ankunft einer Person wird unmittelbar Warmwasser entnommen bzw. als entsprechender Wärmebedarf in das Tanksystem bilanziert. Zusätzlich wird während der Anwesenheit von Personen der interne Wärmegewinn in die Raumbilanz aufgenommen. Das dritte Szenario nutzt keine Personenanwesenheit, somit wird kein Warmwasser aus dem Tanksystem entnommen und keine internen personenbezogenen Wärmegewinne generiert. Die Temperatur des Warmwassertanks muss zum Zeitpunkt der Wärmeentnahme an der oberen Temperaturgrenze sein. Somit wird die deterministische Bedingung des Wärmebedarfs mit der stochastischen Warmwassererzeugung und Wärmespeicherung verknüpft.

Mit den vier Szenarien der PV-Erzeugung und drei Szenarien der Warmwassernutzung werden für die Auswertung des Modells in jedem Durchlauf zwölf mögliche Bilanzierungsszenarien generiert.

2.7 Definition des Optimierungsproblems

Das Kostenfunktional des nichtlinearen Optimierungsproblems (NLP) wird als Minimierungsproblem auf Grundlage der Systemgleichungen formuliert. Die zeitabhängigen Entscheidungsvariablen werden in der Variable x wie folgt zusammengefasst:

$$x = \begin{bmatrix} P_{ch}^+ \\ P_{ch}^- \\ P_{sh} \\ P_{dhw} \end{bmatrix}.$$

Der Zustand des Systems ist allgemein mit z beschrieben. Die Kostenfunktion $J(x)$ enthält alle Randbedingungen $c_i(t)$ sowie Gewichtungsfaktoren λ . Die Anzahl der Wetterszenarien und der Wasserentnahmeszenarien ist durch q bzw. r beschrieben. Es gilt

$$\sum_{s=1}^{q*r} \vartheta_s = 1, 0 \leq \pi_s < 1,$$

wobei ϑ_s die relative Auftrittswahrscheinlichkeit angibt. Das stochastische Optimierungsproblem schreibt sich dann als

$$\begin{aligned} & \arg \min_x J(\mathbf{x}, \mathbf{z}, S) \\ & J(\mathbf{x}, \mathbf{z}, S) = \\ & = \sum_{s=1}^S \vartheta_s \left(\left(\sum_{t=1}^{t_{max}} \lambda_1 c_{el}^2(t, \mathbf{x}, \mathbf{z}, s) + \lambda_2 c_{sh}(t, \mathbf{x}, \mathbf{z}, s) + \lambda_3 c_{dhw}(t, \mathbf{x}, \mathbf{z}, s) \right) + \lambda_4 c_{bat}(t, \mathbf{x}, \mathbf{z}, s) \right) \end{aligned}$$

$$u. B. v. \lambda_i \geq 0$$

$$c_{el}(t, \mathbf{x}, \mathbf{z}, s) = p_{grid}(t) P_{imp}(t, \mathbf{x}, \mathbf{z}, s)$$

$$c_{sh}(t, \mathbf{x}, \mathbf{z}, s) = \sqrt{e^{\Delta T_{min,sh}(t, \mathbf{x}, \mathbf{z}, s)+1} + e^{\Delta T_{max,sh}(t, \mathbf{x}, \mathbf{z}, s)+1}}$$

$$c_{dhw}(t, \mathbf{x}, \mathbf{z}, s) = \sqrt{e^{\Delta T_{min,dhw}(t, \mathbf{x}, \mathbf{z}, s)+1} + e^{\Delta T_{max,dhw}(t, \mathbf{x}, \mathbf{z}, s)+1}}$$

$$c_{bat}(t, \mathbf{x}, \mathbf{z}, s) = \sum_{t=1}^{t_{max}} \left((P_{ch}^+(t, \mathbf{x}, \mathbf{z}, s) + P_{ch}^-(t, \mathbf{x}, \mathbf{z}, s))^2 + \varepsilon \right), 10 < \varepsilon < 10^5$$

Das Quadrieren von c_{el} im Kostenfunktional verschiebt die Gewichtung zugunsten geringerer Importspitzen. Die weiters genutzten Terme c_{sh} und c_{dhw} sind als Straffunktionen implementiert und bilden die weichen Nebenbedingungen die Zieltemperaturbereich für die Innenraumtemperatur und das Warmwasser ab. Die Zielfunktion ist stetig-differenzierbar, also $J(x) \in C^1$.

3 Ergebnisse

Im Folgenden werden Simulationsergebnisse der NL-Optimierung für die in Kapitel 2 beschriebene Energiegemeinschaft dargestellt. Das Modell wird für zwei geografische Standorte berechnet und über mehrere Iterationen verglichen. Jedes in Kapitel 2.7 definierte Szenarioset wird hierfür einzeln ausgewertet. Die Streuungen zwischen den einzelnen Iterationen desselben Standorts ergeben sich durch den variablen, randomisierten Grundbedarf.

3.1 Standorte und Testbedingungen

Als Teststandorte für verschiedene prädiktive Wetterdaten werden Wien, Österreich sowie Genua, Italien innerhalb des ICON-D2-EPS Modellhorizonts des DWD ausgewählt. Die prädiktiven Wetterdaten für beide Wetterdaten werden für den gleichen Zeitraum bezogen. Die Strompreisdaten des Day-Ahead-Marktes sowie dieselbe modellierte Grundlast werden für beide Standorte genutzt, um die Variabilität der Wetterdaten im Algorithmus gezielt hervorzuheben. [8]

Auf Basis der identischen Annahmen werden nachfolgend Zeitreihen für zwei Standorte diskutiert, um die resultierende elektrische Modellierung zu beschreiben.

3.2 Analyse

Nachfolgend sind zur qualitativen Einordnung zwei Modellläufe für den Standort Wien (Abbildung 2) und Genua (Abbildung 3) dargestellt. Die Simulationsergebnisse zeigen Standortunterschiede in den thermischen Randbedingungen und deren Auswirkungen auf den elektrischen Betrieb. Für Wien liegt die Außentemperatur über den Zeithorizont überwiegend im negativen, bis niedrig-positiven (max. 1,61°C) Bereich und steigt im Verlauf moderat an. Diese thermische Bedingung spiegelt sich in der insgesamt intensiveren Raumheizungsfahrweise wider. Die SH-Wärmepumpenleistung zeigt über längere Abschnitte ein getaktetes, spitzenbetontes Profil mit wiederkehrenden Peaks, was eine enge Kopplung zwischen Komfortbandwahrung und zeitvariablen Betriebsentscheidungen hindeutet. Durch diese Taktung ergibt sich über den Horizont eine nahezu konstante Innenraumtemperatur mit geringer Szenariostreuung. Das Innenraumtemperaturband wird also robust eingehalten.

In der DHW-Nutzung zeigen sich kurze Aktivzyklen, z.B. beim Aufheizen in der Anfangsphase der Simulation. Die Tanktemperatur zeigt durch die hohe spezifische Wärmekapazität des Wassers, nur ein sehr langsames Auskühlen im Vergleich zur Innenraumtemperatur. Die nahezu deckungsgleichen Gruppierungen der Szenarioverläufe zeigen, dass die Aktivzyklen der Wassertemperatur quasi ausschließlich von den Wasserentnahmeszenarien und nicht von der PV-Prognose abhängen.

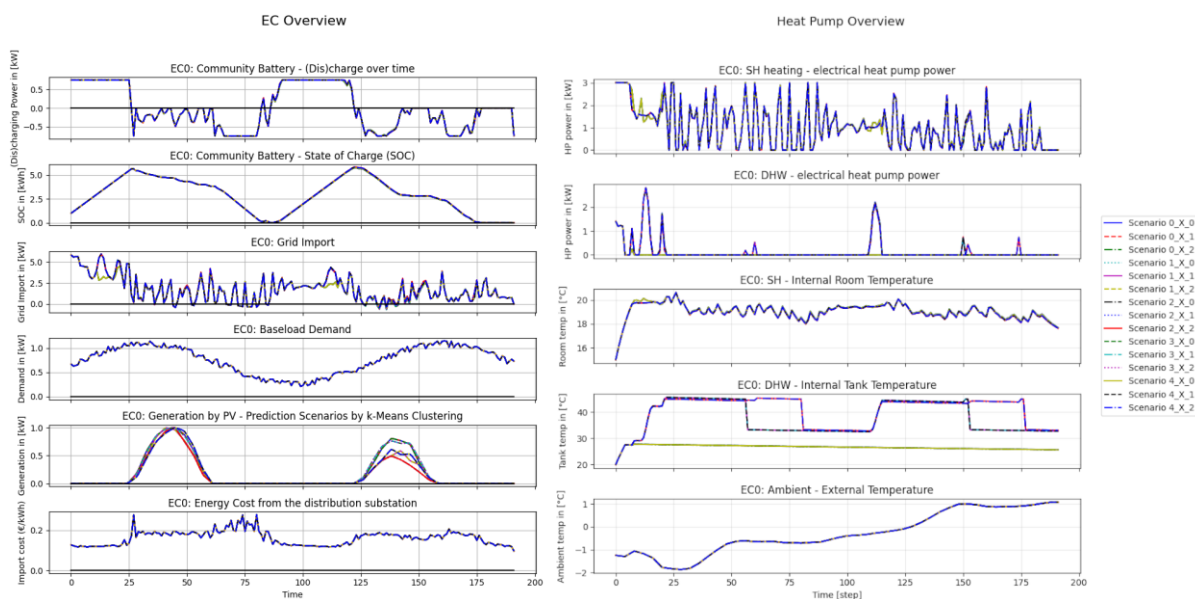


Abbildung 2: Leistungen und Kosten in Relation, Standort Wien

Demgegenüber ist das Außentemperaturniveau für Genua im milden Bereich, wodurch ein moderates Leistungsprofil der Raumheizung, mit niedrigeren Lastspitzen entsteht. Die Aktivzyklen sind seltener und weniger stark ausgeprägt.

Das Szenarioensemble am Standort Genua zeigt eine deutlich größere Streuung der PV-Erzeugungsprognose, die im Optimierungsproblem inhärent berücksichtigt wird. Dies bedingt eine stärkere Szenarioabhängigkeit des Netzbezuges während der Zeitfenster die PV-Generation enthalten.

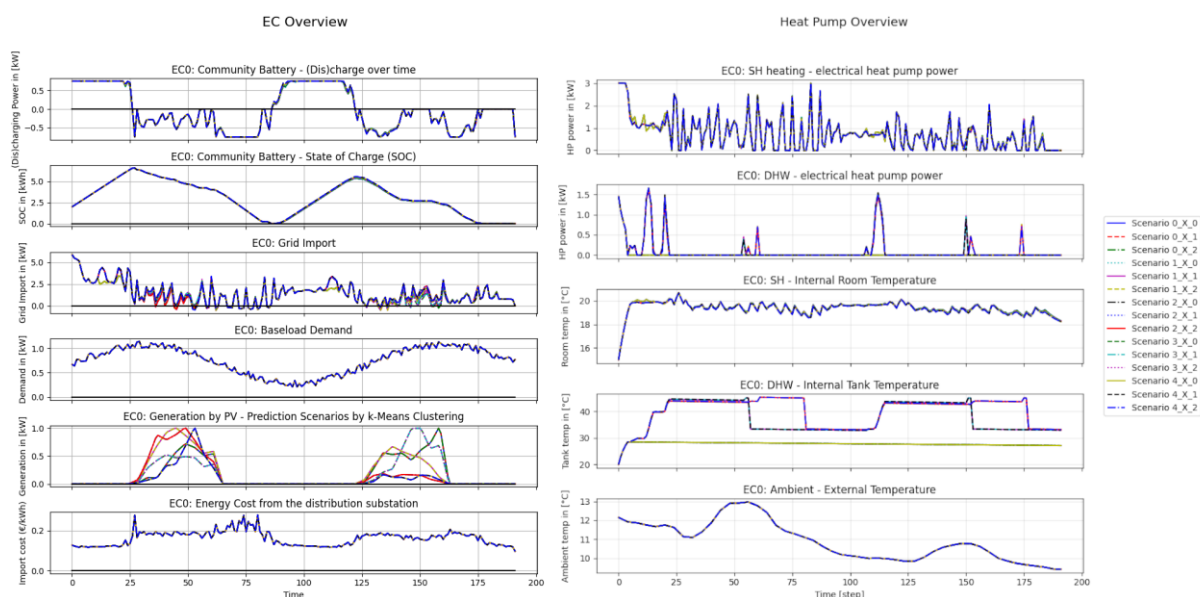


Abbildung 3: Leistung und Kosten in Relation, Standort Genua

Für beide Standorte lässt sich ein ähnlicher Batteriebetrieb feststellen. Der Batteriespeicher wird primär zur zeitlichen Verschiebung des Netzbezugs eingesetzt, wodurch importintensive und kostengünstige Bezugsphasen reduziert werden können. Beide Standorte sind in der Lage einen Energieüberschuss zu den höchsten Bezugspreisen zu exportieren, was das Kostenfunktional deutlich positiv beeinflusst.

Zur quantitativen Bewertung der zuvor genannten, qualitativen Unterschiede werden nachfolgend Kennzahlen erhoben. Die gezeigten exemplarischen Modellläufe werden für jeden Standort und Horizont mit einer Anzahl von $n = 10$ Iterationen hinsichtlich der folgenden Bewertungsgrößen ausgewertet.

Die exemplarischen Beobachtungen, werden durch die Gesamtkosten des Energieimports in Tabelle 1 gestützt.

Energieimportkosten [EUR]	Wien	Genua
12h, T = 48	3,0432	2,5002
24h, T = 96	6,4751	5,1358
48h, T = 192	11,3680	9,2201

Tabelle 1: Gesamte Energieimportkosten der Modellläufe

Abbildung 4 zeigt ergänzend hierzu die Verteilung der mittleren Energieimportkosten pro Stunde über die ausgewerteten Simulationshorizonte. Über alle Horizonte weist das Modell in Wien systematisch höhere Importkosten pro Stunde auf. Es treten daher im Mittel höhere bzw. häufigere ungünstige Netzimporte auf.

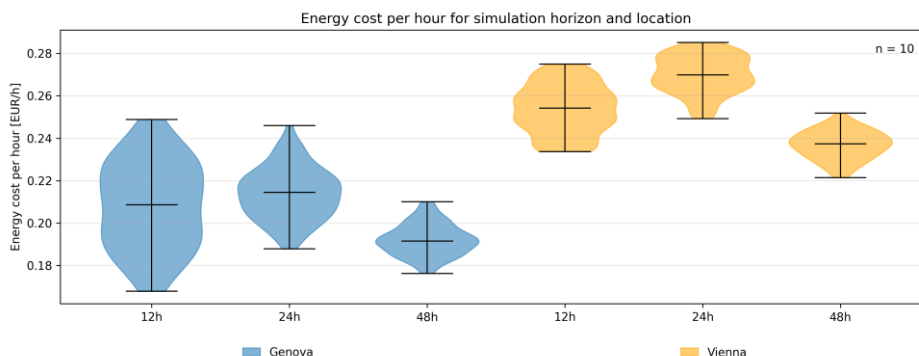


Abbildung 4: Stündliche Energieimportkosten für jeden Horizont und Standort

Es ist darauf hingewiesen, dass für den Simulationshorizont von zwölf Stunden kein Warmwasserbedarf modelliert ist. Die Fluktuationen der Spitzenlast ergeben sich hierfür also nur durch den Betrieb der Raumheizung. Folglich wird die Spitzenlast für den 24 Stunden Zeitraum erhöht, da Warmwasser durch die Bedarfsszenarien zur Verfügung gestellt werden muss. Der 48 Stunden Horizont weist niedrigere Spitzenlasten auf, was plausibel ist, da ein längerer Optimierungshorizont temporale Verschiebungen der Speicher- und Wärmepumpenfahrweise erlaubt und somit teure Importphasen und importintensive Lastspitzen flexibel reduziert.

Da Importkosten nicht nur von Energiemengen, sondern auch von Spitzenlasten abhängen können, wird anschließend die Spitzenlast relativ zur mittleren Last betrachtet. Tabelle 2 zeigt das Verhältnis von Lastspitze zu Durchschnittslast für die drei Simulationshorizonte.

Lastspitze / Durchschnittslast	Wien	Genua
12h, T = 48	3,0673	3,5742
24h, T = 96	3,2997	4,0065
48h, T = 192	3,5150	4,2137

Tabelle 2: Relative Erhöhung der absoluten Lastspitze gegenüber der Durchschnittslast

In Abbildung 5 wird die Verteilung der Lastspitzenleistung für die drei Horizonte dargestellt. Die Spitzenleistung für Wien liegt über alle Horizonte hinweg höher als in Genua. Dies bedeutet, dass für diesen Standort die Lastflüsse im Simulationshorizont systematisch größer ausfallen, wodurch Netzkomponenten stärker beeinflusst werden können.

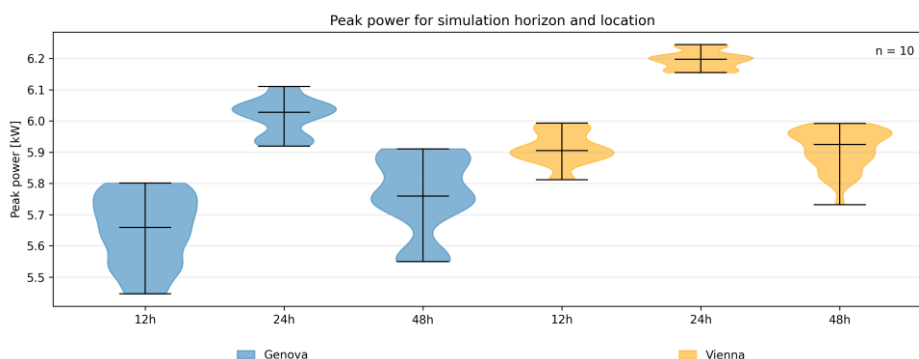


Abbildung 5: Absolute Spitzenlast für jeden Horizont und Standort

Gleichzeitig ist das Verhältnis von Spitzen- zu Durchschnittslast in Genua in allen Horizonten größer. Eine Auffälligkeit ist zudem, dass das Verhältnis Lastspitze zu mittlerer Last bei beiden Standorten ansteigt. Bei längeren Simulationshorizonten kann somit durch temporale Flexibilität der Leistungsbezug stärker in bestimmte, ggf. günstigere Zeitfenster konzentriert werden, was die relative Spitzenbildung begünstigt.

Neben der Effektivität der Steuerung auf den elektrischen Betrieb im Sinne der Netzdienlichkeit wird die rechnerische Skalierbarkeit des Modells untersucht, da die Anwendbarkeit prädiktiver Optimierung häufig durch die Laufzeit des Solvers begrenzt wird. Es ist darauf hingewiesen, dass die in Tabelle 3 gezeigten mittleren Laufzeiten stark von der Rechenleistung der eingesetzten Hardware abhängig sind. Die Testläufe wurden auf einem Gerät mit Intel i7-8565U Prozessor mit 1,80 GHz und 16 GB Arbeitsspeicher durchgeführt.

Rechendauer [s]	Wien	Genua
12h, T = 48	4,7182	4,5949
24h, T = 96	9,5265	10,9317
48h, T = 192	20,6847	20,5180

Tabelle 3: Rechendauer des Solvers

Die Rechendauer in Tabelle 3 ist in Abhängigkeit zum Simulationshorizont für beide Standorte abgebildet. Die Solverlaufzeit steigt für alle Modelle mit zunehmendem Horizont an, was auf die erwartete Zunahme der Problemgröße zurückzuführen ist.

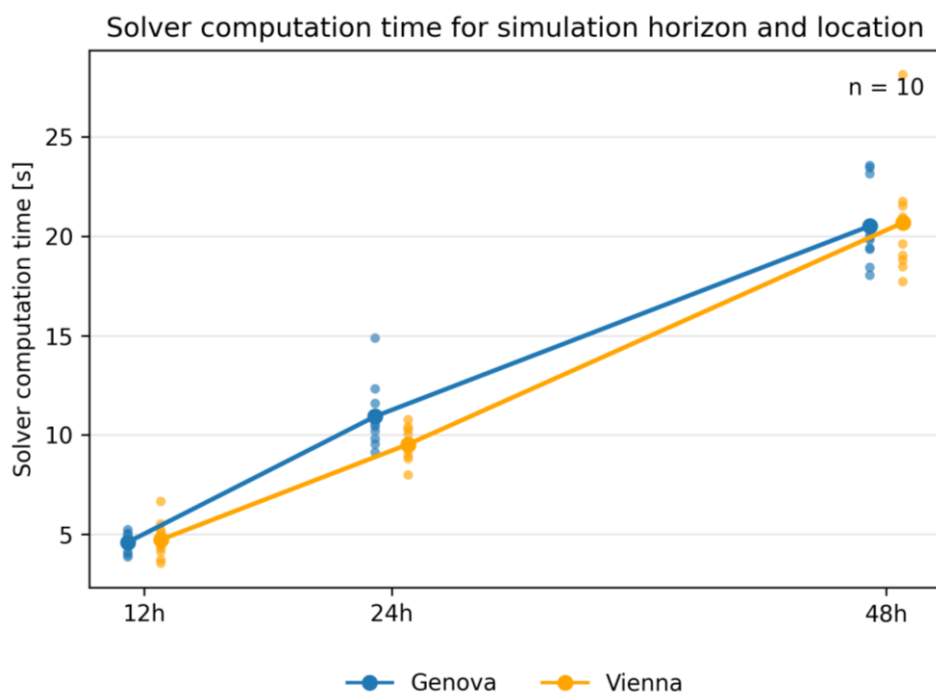


Abbildung 6: Solver-Rechendauer in Abhängigkeit vom Simulationshorizont

Die dargestellten Ergebnisse zeigen konsistente standort- und horizontabhängige Unterschiede in Importkosten, Spitzenlastverhältnissen und Rechenaufwand des Modells. Im folgenden Kapitel werden diese Befunde hinsichtlich ihrer Ursachen sowie ihre Bedeutung für die Auslegung und den Betrieb prädiktiver Energiesysteme eingeordnet.

4 Diskussion

Prädiktive Optimierung in Energiegemeinschaften wirkt, wie die Ergebnisse zeigen, primär als Flexibilisierungsmechanismus, hängt jedoch stark von den verfügbaren Freiheitsgraden im System und deren Interaktionen mit dem Stromnetz ab. Aus Sicht der Energiegemeinschaft und des Endnutzers steht die Reduktion der Importkosten im Vordergrund, aus Netzsicht hingegen die zeitliche Struktur der des Leistungsbezugs, insbesondere der Spitzenlasten. Hieraus kann sich ein Zielkonflikt ergeben, sollten kostensenkende Maßnahmen die zeitliche Bündelung von Lastflüssen verstärken. Dies könnte durch netzdienliche Nebenbedingungen oder marktseitige Preissignale vermieden werden.

Ein weiteres Ergebnis ist die standortabhängige Ausprägung der thermisch-elektrischen Kopplung. Unterschiede in den meteorologischen Gegebenheiten verändern sowohl den Heizbedarf als auch die Nutzbarkeit des Gebäudes als thermische Flexibilität. In kalten Szenarien wird die Wärmepumpe tendenziell häufiger und näher an der Leistungsgrenze betrieben, was die Möglichkeit zur zeitlichen Flexibilisierung verringert und Temperaturen die Komfortzustände durch Optimierungsentscheidungen verlassen können. In mildereren Szenarien verringern sich thermisch bedingte Lastanteile, sodass der Systembetrieb stärker durch die PV-Erzeugung und dessen Prognoseunsicherheit geprägt wird.

Die Batterie der Energiegemeinschaft stellt im Vergleich einen robusten Flexibilitätsbaustein dar, der unabhängig vom Standort eine ähnliche Strategie fährt. Dies kann darauf zurückgeführt werden, dass der Speicher in der Problemformulierung stärker auf ökonomische Signale und Lastbilanzierung reagiert, während klimatische Differenzen einen geringen Einfluss haben. Grundsätzlich ist dies für die Energiegemeinschaft vorteilhaft, da es eine planbare Flexibilisierung darstellt. Netzseitig kann dies allerdings zu gleichzeitiger Lastbildung und Engpässen führen, sollten viele Energiegemeinschaften eine ähnliche Speicherstrategie verfolgen. Durch eine interkommunizierende Laststeuerung der Batteriespeicher verschiedener Mitglieder der Energiegemeinschaften ließe sich dieser Fall ggf. vermeiden.

Je nach Randbedingungen werden unterschiedliche Resultate durch das Kostenfunktional geliefert, eine einheitliche Betriebsstrategie lässt sich somit nicht festlegen. Gerade für längere Optimierungshorizonte stellt sich heraus, dass durch temporale Freiheitsgrade die Lasten in vermeintlich preisgünstigere Zeitfenster konzentriert und Spitzen verstärkt werden können. Eine mögliche Weiterentwicklung des Algorithmus wäre daher, netzorientierte Terme zu ergänzen oder Spitzenbildung im Kostenfunktional gezielt zu begrenzen. Alternativ könnten dynamische Netzentgelte oder leistungsbezogene Tarife hier dazu beitragen, dass Kostenoptima und Netzbedürfnisse stärker korrelieren.

Insgesamt stellen die Ergebnisse dar, dass prädiktive Optimierung in Kombination mit thermisch-elektrischer Sektorkopplung ein wirksames Werkzeug zur Flexibilisierung von Energiegemeinschaften ist. Die Kostenoptimierung für Endnutzer in Energiegemeinschaften ist gerade bei längeren Optimierungshorizonten von Vorteil und kann einen Anreiz für Investitionen darstellen, welche wiederum zur Erreichung eines Zustandes der Energiewende führen können.

Acknowledgement

This work is funded by the ProSeCO project, was funded by CETPartnership, the European Partnership under Joint Call 2022 for research proposals, co-funded by the European Commission (GA N°101069750) and with the funding organizations listed on the CETPartnership website under <https://cetpartnership.eu>.

Literaturverzeichnis

- [1] Umweltbundesamt, „14. Umweltkontrollbericht – Umweltsituation in Österreich,“ Österreichisches Parlament, Wien, 2025.
- [2] IEA, „Energy Efficiency 2025,“ International Energy Agency, Paris, 2025.
- [3] Klima- und Energiefonds, „Österreichische Koordinationsstelle für Energiegemeinschaften,“ [Online]. Available: <https://energiegemeinschaften.gv.at/>. [Zugriff am 07 01 2026].
- [4] E. Barabino, D. Fioriti, E. Guerrazzi, I. Mariuzzo, D. Poli, M. Raugi, E. Razaei, E. Schito und D. Thomopoulos, „Energy Communities: A review on trends, energy system modelling, business models, and optimisation objectives,“ *Sustainable Energy, Grids and Networks*, Bd. 36, 2023.
- [5] B. Knueven, D. Midelbrath, C. Muir, J. D. Siirloa, J.-P. Watson und D. L. Woodruff, „A parallel hub-and-spoke system for large-scale scenario-based optimization under uncertainty,“ *Mathematical Programming Computation*, Bd. 15, 2023.
- [6] APCS Austrian Power Clearing and Settlement, „Sonstige Marktregeln Strom - Zählwerte und standardisierte Lastprofile,“ E-Control, Wien, 2026.
- [7] APG AG, „Day-Ahead-Preise,“ Austrian Power Grid AG, [Online]. Available: <https://markt.apg.at/transparenz/uebertragung/day-ahead-preise/>. [Zugriff am 15 01 2025].
- [8] Deutscher Wetterdienst DWD, „DWD Database Reference for the Global and Regional ICON and ICON-EPS Forecasting System,“ [Online]. Available: https://www.dwd.de/DE/leistungen/nwv_icon_d2_modelldokumentation/nwv_icon_d2_modelldokumentation.html?nn=16102&lsbid=609610. [Zugriff am 27 01 2026].
- [9] PVLIB python Development Team, „pvlib python,“ Sandia National Laboratories, [Online]. Available: <https://pvlib-python.readthedocs.io/en/stable/index.html>. [Zugriff am 10 12 2025].
- [10] J. H. Kämpf, M. Montavon, J. Bunyese, R. Bollinger und D. Robinson, „Optimisation of buildings’ solar irradiation availability,“ *Solar Energy*, Bd. 84, 2010.
- [11] N. A. Efkarpidis, G. C. Chistofordidis und G. K. Papagiannis, „Modeling of Heating and Cooling Energy Needs in Different Types of Smart Buildings,“ *IEEE Access*, Bd. 8, 2020.
- [12] L. Laloui und A. F. Rotta Loria, „Heat and mass transfers in the context of energy geostructures,“ in *Analysis and Design of Energy Geostructures*, 2020.
- [13] B. Herold, P. Bauer, J. Buchmeier, S. Wilker und T. Sauter, „The Building as Energy Storage: Sector Coupling for Peak Shaving in Active Energy Communities,“ *2025 IEEE Kiel PowerTech*, 2025.
- [14] P. Bacher und H. Madsen, „Identifying suitable models for the heat dynamics of buildings,“ *Energy and Buildings*, Bd. 7, 2011.
- [15] R. Junga, J. Pospolita, M. Kabaciński, S. Sobek, R. Stanislawski, M. Mami, R. Balicz und Z. Mruk, „Numerical modeling of heat losses from hot water storage tank. Case

Studies in Thermal Engineering.,“ *Case Studies in Thermal Engineering*, Bd. 62, 2024.

- [16] EBC Energy in Building and Communities Programme, „Evaluation and Demonstration of Actual Energy Efficiency of Heat Pump Systems in Buildings (Annex 88) State of the Art (Subtask A Report),“ IEA International Energy Agency, 2024.