

FLEXHP – FORECAST-DRIVEN, AI-ENHANCED CONTROL STRATEGIES FOR FLEXIBLE HEAT PUMP OPERATION

Magdalena WOLF¹, Bernhard KLING¹, Constanze RZIHACEK¹, Patrick WAGNER², Sara LOPEZ², Markus RESCH², Martin PACZONA³

¹BOKU University, Muthgasse 107, 1190 Vienna, Austria, +43 1 47654 89315, magdalena.wolf@boku.ac.at, short.boku.ac.at/buildings

²Forschung Burgenland, Europastraße 1, 7540 Güssing, Austria, +43 664 612 7302, markus.resch@forschunginnovation-burgenland.at

³Novotek Austria GmbH, Pallstraße 2, 7503 Großpetersdorf, Austria, martin.paczona@novotek.com

Kurzfassung:

Energiemanagementsysteme sind darauf ausgelegt, den Lastausgleich innerhalb eines Gebäudes oder mit dem Netz optimal zu steuern, um den externen Energieverbrauch zu minimieren und gleichzeitig durch netzdienliches Verhalten eine effiziente Lastverschiebung vom Netz zu den Endnutzer:innen zu ermöglichen. Wärmepumpen, die als zentrale Technologie zur Wärmeerzeugung in Gebäuden eine Verbindung zwischen Elektrizität und Wärme schaffen, werden dabei zu einem wesentlichen Bestandteil von Energiemanagementsystemen. Für die Integration sind einfache, aber robuste Modelle erforderlich, die das Verhalten der Wärmepumpe in Abhängigkeit von zentralen Einflussfaktoren beschreiben. Ziel dieser Arbeit ist es daher, kompakte, physikalisch fundierte Regressionsmodelle zur Schätzung der Leistungszahl (COP) von Wärmepumpen zu entwickeln.

Dazu wurde ein stationäres thermodynamisches Wärmepumpenmodell in IPSEpro erstellt und umfangreiche Parametervariationen durchgeführt, um den Einfluss der Verdampfungs- und Kondensationstemperatur sowie des isentropen Verdichterwirkungsgrades auf die Leistungszahl systematisch zu analysieren. Zusätzlich wurden verschiedene Kältemittel (R407C, R600a, R290, R1234zE) betrachtet. Die Simulationsergebnisse wurden statistisch ausgewertet und in polynomiale Regressionsgleichungen überführt, die den COP als Funktion weniger klar definierter Eingangsgrößen beschreiben. Die Modellvalidierung erfolgte zunächst auf Basis von Herstellerangaben.

Die Ergebnisse zeigen, dass das Effizienzverhalten der betrachteten Wärmepumpen im untersuchten Betriebsbereich mit hoher Genauigkeit durch diese vereinfachten Modelle erfasst werden kann. Der Temperaturhub erweist sich dabei als dominierender Einflussfaktor, während der Verdichterwirkungsgrad eine nahezu proportionale Wirkung auf die Leistungszahl zeigt. Trotz der getroffenen Modellvereinfachungen bleiben die wesentlichen thermodynamischen Zusammenhänge erhalten.

Keywords: KI-basierte Regelung, Wärmepumpen, Lastverschiebung, Energiemanagementsysteme, thermische und elektrische Energiespeicherung

Nomenklatur

Abkürzung	Bezeichnung	Einheit
COP	Coefficient of Performance	-
$h_{\text{cold,in}}$	Spez. Enthalpie am Eintritt der Sekundärseite des Wärmeübertragers	kJ/kg
$h_{\text{cold,out}}$	Spez. Enthalpie am Austritt der Sekundärseite des Wärmeübertragers	kJ/kg
$h_{\text{hot,in}}$	Spez. Enthalpie am Eintritt der Primärseite des Wärmeübertragers	kJ/kg
$h_{\text{hot,out}}$	Spez. Enthalpie am Austritt der Primärseite des Wärmeübertragers	kJ/kg
h_{in}	Spez. Enthalpie am Eintritt des Modells	kJ/kg
h_{out}	Spez. Enthalpie am Austritt des Modells	kJ/kg
\dot{m}	Massenstrom, der durch die Modelleinheit fließt	kg/s
\dot{m}_{cold}	Massenstrom sekundärseitig des Wärmeübertragers	kg/s
\dot{m}_{hot}	Massenstrom primärseitig des Wärmeübertragers	kg/s
$\eta_{\text{isen. Verd.}}$	Isentroper Verdichterwirkungsgrad	-
$p_{\text{cold,in}}$	Druck am Eintritt der Sekundärseite des Wärmeübertragers	bar
$p_{\text{cold,out}}$	Druck am Austritt der Sekundärseite des Wärmeübertragers	bar
p_{Drop}	Druckabfall im Expansionsventil	-
$p_{\text{hot,in}}$	Druck am Eintritt der Primärseite des Wärmeübertragers	bar
$p_{\text{hot,out}}$	Druck am Austritt der Primärseite des Wärmeübertragers	bar
p_{in}	Druck am Eintritt des Modells	bar
p_{out}	Druck am Austritt des Modells	bar
Δp	Druckverlust auf Primär- und Sekundärseite des Wärmeübertragers	bar
P_{el}	Elektrische Leistungsaufnahme der Wärmepumpe	kW
\dot{Q}_{trans}	Übertragener Wärmestrom im Wärmeübertrager	kW
\dot{Q}_{Ent}	Thermische Leistung Enthitzer	kW
\dot{Q}_{Heiz}	Heizleistung der Wärmepumpe	kW
\dot{Q}_{Kond}	Thermische Leistung Kondensator	kW
\dot{Q}_{Unterk}	Thermische Leistung Unterkühler	kW
T_{Kond}	Kondensationstemperatur der Wärmepumpe	°C
T_{Quelle}	Temperatur der Wärmequelle der Wärmepumpe	°C
T_{Senke}	Temperatur der Wärmesenke der Wärmepumpe	°C
T_{Verd}	Verdampfungstemperatur der Wärmepumpe	°C

1 Einleitung und Literaturüberblick

Der Gebäudesektor ist für rund 30 % des Endenergieverbrauchs in Österreich verantwortlich und bietet damit ein erhebliches Potenzial zur Reduktion des Energiebedarfs sowie der Treibhausgasemissionen. Wärmepumpen stellen dabei eine zentrale Zukunftstechnologie für eine nachhaltige Wärmeversorgung dar. Neben einer hohen Effizienz der Wärmeerzeugung erlaubt diese Technologie auch die Kopplung von Wärme und Elektrizität. Mit dieser Technologie können Gebäude in Form von thermischen Speichern Teil des Energiesystems werden. Um dieses Ziel zu erreichen, bedarf es allerdings vorausschauender und intelligenter Regelungsstrategien, um Erzeugungsspitzen im Stromnetz abfangen zu können.

Bis zum Jahr 2024 waren in österreichischen Gebäuden bereits rund 530 000 Wärmepumpen installiert, die ein bedeutendes und bislang weitgehend ungenutztes Flexibilitätspotenzial für das elektrische Energiesystem darstellen. Trotz dieses Potenzials werden Wärmepumpen derzeit überwiegend mit einfachen, temperaturbasierten Regelstrategien betrieben, die ursprünglich für fossile Heizkessel entwickelt wurden. Fortschrittliche, prädiktive Regelungsverfahren – wie etwa die modellprädiktive Regelung – sind zwar in der wissenschaftlichen Literatur gut dokumentiert, finden in der Praxis jedoch bislang kaum Anwendung. Gründe hierfür sind der hohe Modellierungsaufwand, eine eingeschränkte Datenverfügbarkeit sowie begrenzte rechentechnische Ressourcen [1, 2]. Im nächsten Abschnitt wird der aktuelle Stand der Wissenschaft zum Thema von KI-basierten Regelungsansätzen für Wärmepumpen zusammengefasst.

1.1 Stand der Wissenschaft

Die Optimierung der Regelungsstrategien von Wärmepumpen mithilfe künstlicher Intelligenz stellt ein aktives und vielversprechendes Forschungsfeld dar. Zahlreiche Studien zeigen, dass insbesondere modellprädiktive Regelungsverfahren (Model Predictive Control, MPC) sowie Reinforcement Learning (RL) signifikante Verbesserungen hinsichtlich Energieeffizienz, Betriebskosten und thermischem Komfort ermöglichen [3]. Darüber hinaus werden hybride Ansätze untersucht, die die Vorteile beider Methoden kombinieren [4]. Neben kostenorientierten Zielgrößen werden auch effizienzsteigernde Optimierungsansätze verfolgt, etwa durch die Verbesserung des Leistungskoeffizienten (COP) oder das frühzeitige Erkennen von Frostzuständen, wodurch adaptive Betriebsanpassungen und zusätzliche Energieeinsparungen realisiert werden können [5, 6].

Weitere Optimierungspotenziale ergeben sich aus der Berücksichtigung externer Umweltbedingungen, beispielsweise durch eine angepasste Vorlauftemperatur bei Nutzung von Erdwärmequellen, sowie aus der Optimierung interner Systemkomponenten, etwa durch den Einsatz drehzahlvariabler Pumpen zur effizienteren Nutzung elektrischer Energie [7, 8]. Zudem zeigen Studien, dass auch das Nutzerverhalten und intelligente, adaptive Regelungsstrategien einen relevanten Einfluss auf den Gesamtenergieverbrauch haben [9].

Ein wesentlicher Forschungsschwerpunkt liegt auf der Optimierung kombinierter Energiesysteme, bestehend aus Wärmepumpe, Photovoltaikanlage und thermischen Speichern. Diese Systeme werden sowohl in Simulationen als auch in realen Gebäuden untersucht [10, 11].

Theoretische Weiterentwicklungen von MPC-Ansätzen, unter anderem mithilfe spezialisierter Modellierungs- und Simulationswerkzeuge, zeigen ebenfalls vielversprechende Ergebnisse. Steigende verfügbare Rechenleistung erlaubt dabei eine höhere Modellkomplexität und verbesserte Optimierungsergebnisse. Ergänzend kommen auch mathematische Optimierungsverfahren zum Einsatz, die zusätzliche Einsparpotenziale im Wärmepumpenbetrieb erschließen [12, 13].

Die betrachteten Ansätze sind nicht auf Einzelgebäude beschränkt, sondern werden auch auf Fernwärmenetze, hybride Wärmepumpensysteme sowie kommunizierende Mikronetze übertragen [14, 15]. In mehreren Studien wird gezeigt, dass die entwickelten Modelle teilweise auf ähnliche Systeme übertragbar sind, ohne erneut trainiert werden zu müssen, was auf eine hohe Robustheit und Reproduzierbarkeit der Ergebnisse hinweist [3, 16]. Die Praxistauglichkeit dieser Ansätze wurde anhand verschiedener internationaler Fallstudien, unter anderem in China, Kanada und Südkorea, demonstriert [17-19].

1.1.1 Problemstellung und Zielsetzung

Trotz der hohen Anzahl an Publikationen und Veröffentlichungen in der Wissenschaft, hat der KI-basierte Ansatz bislang nur begrenzte Anwendung in der Praxis gefunden. Das Projekt FlexHP setzt genau an diesen Herausforderungen an, indem physikalisch basierte Modelle des Wärmepumpen- und Gebäudeverhaltens mit datengetriebenen, KI-gestützten Prognosemethoden kombiniert werden. Übergeordnetes Ziel ist die Entwicklung einer konzeptionellen Grundlage für ein gebäudeweites Energiemanagementsystem, das den Betrieb von Wärmepumpen prognosebasiert optimiert und dabei auch externe Einflussgrößen wie Preissignale oder netzrelevante Indikatoren berücksichtigt.

Der konkrete Fokus dieser Arbeit liegt auf der Entwicklung eines physikalischen Wärmepumpenmodells, das auf Basis messtechnisch einfach erfassbarer Eingangsgrößen, insbesondere der Quell- und Senktemperaturen, eine zuverlässige Prognose des Leistungskoeffizienten (COP) ermöglicht. Dabei wird bewusst ein Kompromiss zwischen Modellkomplexität, Prognosegenauigkeit und rechentechnischem Aufwand gewählt, um die praktische Einsetzbarkeit des Modells sicherzustellen. Das entwickelte Modell zielt auf eine einfache Implementierung, einen plattformunabhängigen Betrieb sowie einen geringen Rechenbedarf ab, sodass es direkt in Regelungs- und Energiemanagementsysteme integriert werden kann.

2 Methodischer Ansatz und Modellierung

Eine belastbare Prognose der Energieflüsse in Gebäuden setzt die Verfügbarkeit zuverlässiger Modelle sämtlicher Systemkomponenten voraus. Die betrachtete Systemgrenze umfasst dabei das Gebäude einschließlich der vor Ort installierten Photovoltaik-Erzeugung. Modelle für PV-Anlagen sowie für elektrische Batteriespeicher werden aus der bestehenden Literatur übernommen, während sich das Projekt FlexHP auf die detaillierte Modellierung der Wärmepumpe sowie der thermischen Gebäudedynamik konzentriert, die im folgenden Abschnitt konkret vorgestellt werden.

Das entwickelte Wärmepumpenmodell hat das Ziel, die Leistungszahl (Coefficient of Performance, COP) in Abhängigkeit von bekannten Einflussgrößen, wie der Verdampfungs- bzw. Kondensationstemperatur, zu prognostizieren. Ausgehend von der Heizlast des

Gebäudes wird die erforderliche thermische Leistung der Wärmepumpe ermittelt, aus der unter Nutzung des COP der entsprechende elektrische Leistungsbedarf abgeleitet wird. Das Ergebnis fließt in die Prognose des Gesamtenergiesystems ein und bildet die Grundlage für eine umfassende Energieflussoptimierung.

Für die grundlegende Modellierung der Wärmepumpe und die Durchführung der Parametervariationen wurde IPSEpro (Integrated Process Simulation Environment) der Simtech Simulation Technology GmbH als Simulationsumgebung verwendet. IPSEpro ist eine komponentenbasierte Simulationssoftware zur stationären Analyse thermischer Energie- und Prozesssysteme. Durch die Integration von Stoffdaten basierend auf NIST Reference Fluid Thermodynamic and Transport Properties Database (REFPROP) V10 können mit dieser Software auch Wärmepumpen und kältetechnische Anwendungen abgebildet werden.

2.1 Modellaufbau

Die Modellentwicklung wurde in der Simulationsumgebung IPSEpro durchgeführt und basiert auf thermodynamischen Stoffdaten sowie der Anwendung von Massen- und Energiebilanzen. Das resultierende Simulationsmodell ist in Abbildung 1 dargestellt. IPSEpro ist eine Software, die eine Darstellung auf Komponentenebene ermöglicht. Das Modell ist als einfaches Wärmepumpenmodell aufgebaut, das heißt, dass keine Effizienzmaßnahmen wie Einspritzung, mehrstufige Verdichtung oder interne Wärmeübertrager integriert wurden. Das Modell besteht aus den primären Komponenten Verdampfer, Verdichter, Kondensator und Expansionsventil. Eine Besonderheit stellt die Darstellung des Kondensators dar, der auf drei Wärmeübertrager aufgeteilt ist. Damit werden Enthitzung, Kondensation und Unterkühlung separat betrachtet. Diese Maßnahme ist notwendig, um eine Unterschreitung des Pinch-Punktes zu vermeiden. Die wichtigsten Modellgleichungen sind in den Gleichungen (1) bis (8) zusammengefasst. Für alle Modelle gilt die Massenerhaltung, das heißt, dass die Massenströme am Ein- und Austritt der Modelleinheit gleich sind.

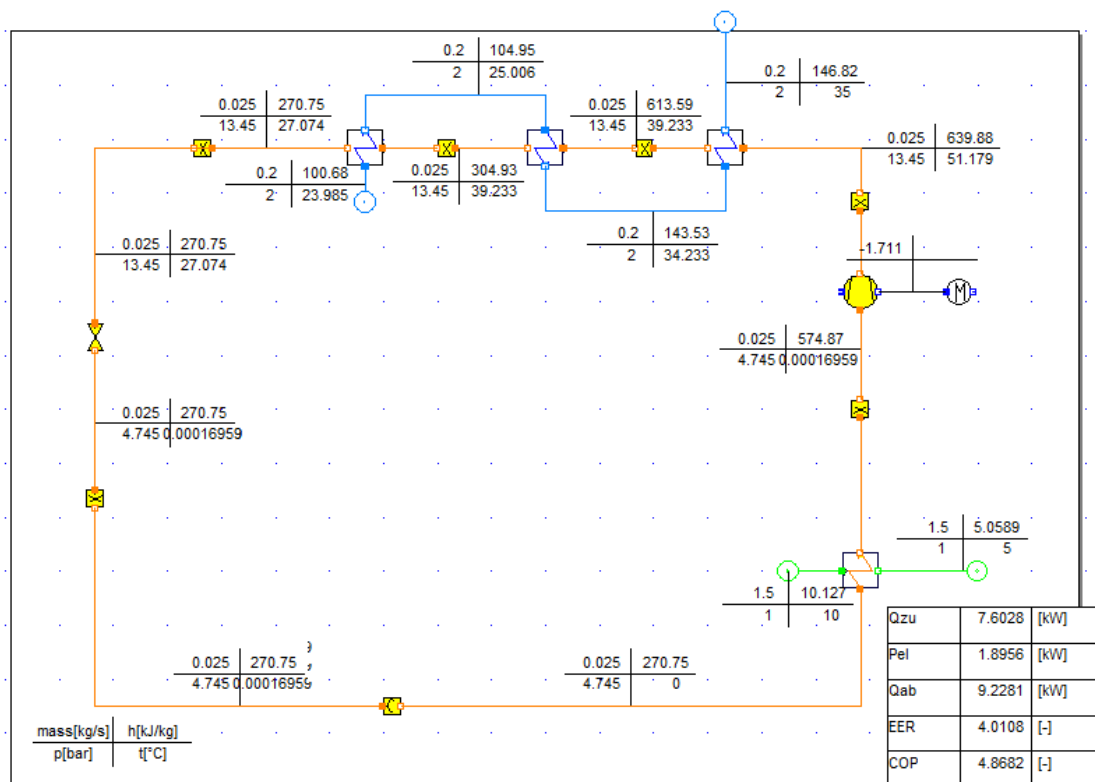


Abbildung 1: Darstellung des Wärmepumpenmodells in IPSEpro für das Kältemittel R290. Das Modell wird auf Komponentenebene betrachtet. Eine Besonderheit stellt die Darstellung des Kondensators als drei Wärmeübertrager dar. Diese Maßnahme ist nötig, um den Pinch-Punkt der Kondensation nicht zu unterschreiten.

Die generelle Modellgleichung für den Wärmeübertrag in Verdampfer, Enthitzer, Kondensator und Unterkühler folgt der Energiebilanz für Wärmeübertrager und ist in den Gleichungen (1) und (2) dargestellt. Druckverluste werden nach Gleichung (3) und (4) berechnet, wurden in der Betrachtung allerdings vernachlässigt.

$$\dot{Q}_{\text{trans}} = \dot{m}_{\text{hot}} \cdot (h_{\text{hot,in}} - h_{\text{hot,out}}) \quad (1)$$

$$\dot{Q}_{\text{trans}} = \dot{m}_{\text{cold}} \cdot (h_{\text{cold,out}} - h_{\text{cold,in}}) \quad (2)$$

$$p_{\text{hot,out}} = p_{\text{hot,in}} - \Delta p \quad (3)$$

$$p_{\text{cold,out}} = p_{\text{cold,in}} - \Delta p \quad (4)$$

Die Leistungsaufnahme des Verdichters bzw. der isentrope Verdichterwirkungsgrad für das Verdichtermodell wurden entsprechend Gleichung (5) modelliert.

$$\eta_{\text{isen,Verd.}} = \frac{\dot{m} \cdot (h_{\text{out}} - h_{\text{in}})}{P_{\text{el}}} \quad (5)$$

Die Gleichungen (6) und (7) beschreiben die Modellfunktionen für das Expansionsventil.

$$h_{\text{in}} = h_{\text{out}} \quad (6)$$

$$p_{\text{Drop}} = \frac{p_{\text{in}} - p_{\text{out}}}{p_{\text{in}}} \quad (7)$$

Zur Bewertung der Performance wird der COP herangezogen. Dieser wird entsprechend Gleichung (8) beschrieben und setzt sich aus den abgegebenen Wärmeströmen am Enthitzer, Kondensator und Unterkühler sowie der aufgenommenen elektrischen Leistung am Verdichter zusammen.

$$\text{COP} = \frac{\dot{Q}_{\text{Heiz}}}{P_{\text{el}}} = \frac{\dot{Q}_{\text{Ent}} + \dot{Q}_{\text{Kond}} + \dot{Q}_{\text{Unterk}}}{P_{\text{el}}} \quad (8)$$

Ergänzend wurden Annahmen für das Modell getroffen, die in Tabelle 1 zusammengefasst sind.

Tabelle 1: Modellannahmen für das Wärmepumpenmodell

Parameter	Wert	Einheit
Druckverlust Wärmeübertrager	0	bar
Temperaturdifferenz Verdampfer / Wärmequelle	5	K
Temperaturdifferenz Kondensator / Wärmesenke	5	K
Temperaturspreizung Wärmequellenkreis	5	K
Elektr. Wirkungsgrad Motor	95	%
Mech. Wirkungsgrad Motor	98	%
Massenstrom Wärmequelle	1.5	kg/s

2.2 Parametervariation

Zur systematischen Analyse des Einflusses wesentlicher Betriebsparameter wurde eine Mehrparameterstudie durchgeführt, in der die Verdampfungs- und Kondensations-temperaturen sowie der isentrope Wirkungsgrad des Verdichters variiert wurden. Tabelle 2 fasst die getroffenen Annahmen zusammen. Auf Basis der erhaltenen Kurven und Flächen wurden Regressionsfunktionen abgeleitet, die eine recheneffiziente Einbindung der Wärmepumpencharakteristik in das KI-basierte Prognosesystem erlauben. In einem ersten Schritt wurden Betriebsparameter einzeln variiert, um die stärksten Einflussgrößen zu identifizieren. In einem zweiten Schritt wurde eine Multiparameterstudie, in der zwei Einflussgrößen variiert wurden, durchgeführt.

Tabelle 2: Übersicht der variablen Eingangsgrößen in der Parameterstudie

Parameter	Variationsbereich	Schrittweite
Quellentemperatur	-15°C bis +20°C	5 K
Verdampfungstemperatur	-20°C bis +10°C	5 K
Senkentemperatur	+25°C bis +60°C	5 K
Kondensationstemperatur	+35°C bis +65°C	5 K
Isentroper Verdichterwirkungsgrad	0,40 bis 0,85	0,05

Ergänzend wurden in der Parameterstudie unterschiedliche Kältemittel betrachtet. Hierbei werden vier in der Praxis weit verbreitete Kältemittel (R407C, R290, R600a und R1234zE) berücksichtigt. Als Benchmark bzw. als Basisszenario wird das Kältemittel R407C herangezogen, da es derzeit noch sehr häufig in Wärmepumpen eingesetzt wird, in den nächsten Jahren aber aufgrund adaptierter rechtlicher Rahmenbedingungen zukünftig nicht mehr eingesetzt werden darf. Die Kältemittel R600a und R290 repräsentieren die Gruppe der natürlichen Kältemittel, die höchstwahrscheinlich sehr stark in den Markt der Gebäudetechnischen Anwendung von Wärmepumpen drängen werden. Als Alternative dazu ist R1234zE zu sehen, das als Low-GWP-Kältemittel eingestuft wird, und aufgrund der

thermodynamischen Eigenschaften als geeigneter Kandidat für Wärmepumpen in gebäudetechnischen Anwendungen gesehen wird.

2.3 Modellvalidierung

Die Validierung der physikalisch basierten Modelle erfolgt anhand hochaufgelöster Messdaten eines realen Demonstrationsgebäudes (LivingLab Stinatz). Die validierten Modelle werden anschließend mit einem Machine-Learning-Framework gekoppelt, das auf historischen Betriebsdaten trainiert ist und die Ableitung kurzfristiger Prognosen des thermischen Energiebedarfs sowie des elektrischen Verbrauchs ermöglicht. Da diese Messdaten derzeit noch nicht in ausreichender Form vorliegen, werden die Modelle mit Herstellerdaten punktuell validiert. Zur Einordnung der Modellgüte wurde daher ein Vergleich der Simulationsergebnisse mit Referenzwerten aus Herstellerdatenblättern sowie aus der wissenschaftlichen Literatur durchgeführt. Diese Validierung dient der Plausibilitätsüberprüfung der berechneten Leistungszahlen hinsichtlich Größenordnung und Trendverhalten und stellt keine vollständige Modellverifikation oder Kalibrierung dar.

3 Ergebnisse

In diesem Kapitel werden die Ergebnisse der Simulation und der Parameterstudie zusammengefasst. Die Zusammenhänge werden in Form von linearen, potenziellen und polynomiellen Funktionen beschrieben, wobei das Bestimmtheitsmaß R^2 als Kriterium für die Modellgüte herangezogen wird. Da der größte Einfluss durch die Verdampfungs- und Kondensationstemperaturen zu erkennen war, wird nur auf diese Einflussgrößen eingegangen.

3.1 Einfluss der Quellen- bzw. Verdampfungstemperatur

Aus thermodynamischer Sicht sind die größten Einflussfaktoren auf den COP die vorherrschenden Systemtemperaturen. Um den Einfluss zu quantifizieren und in einer Regelungsumgebung mathematisch beschreibbar zu machen, wurde systematisch die Verdampfungstemperatur variiert. Abbildung 2 zeigt den Zusammenhang zwischen der Quelltemperatur und der Leistungszahl (COP) für die betrachteten Kältemittel (R290, R407C, R600a und R1234zE). Mit steigender Quelltemperatur nimmt der COP bei allen betrachteten Kältemitteln deutlich zu, was den sinkenden Temperaturhub und damit den effizienteren Betrieb widerspiegelt. R407C weist im gesamten Temperaturbereich die höchsten COP-Werte auf, während R290, R600a und R1234zE ein sehr ähnliches Effizienzniveau zeigen. Die gestrichelten Trendlinien verdeutlichen, dass sich das Effizienzverhalten der Wärmepumpen gut durch nichtlineare Regressionsfunktionen, im konkreten durch polynomiale Regressionsgleichungen zweiter Ordnung, beschreiben lässt.

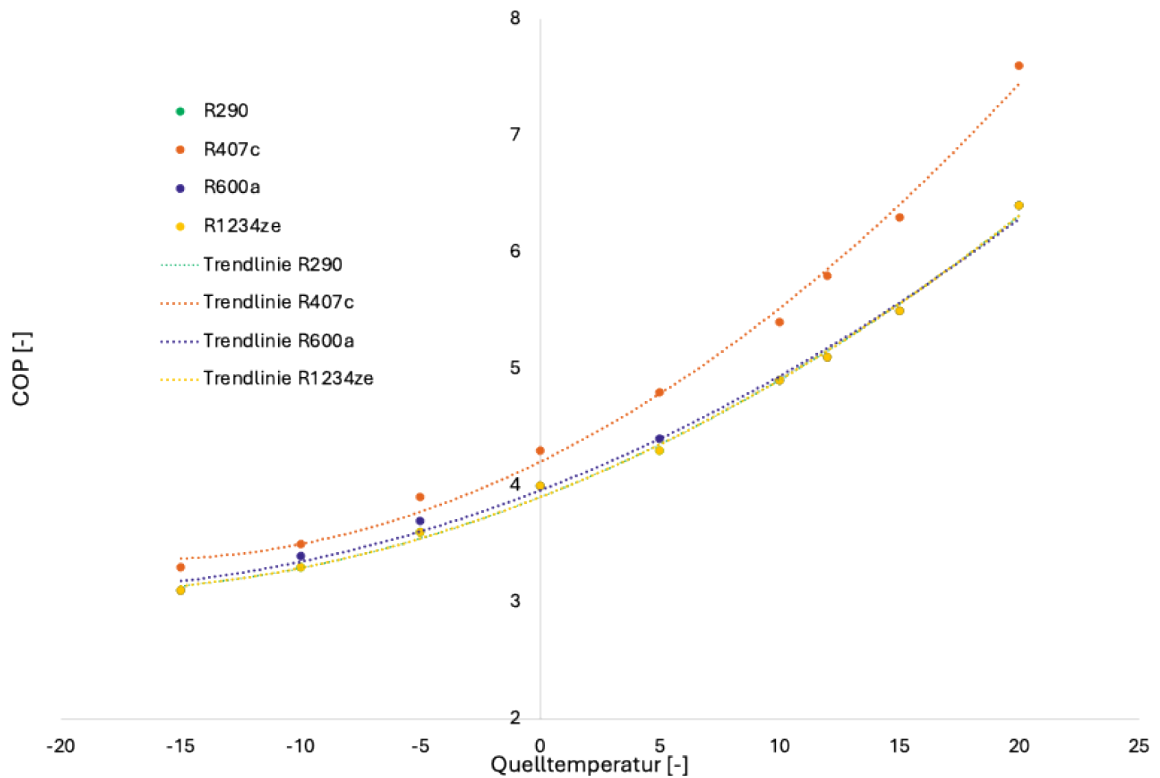


Abbildung 2: Abhängigkeit des COP von der Quell- respektive der Verdampfungstemperatur. Mit steigender Quell- bzw. Verdampfungstemperatur steigt der COP polynomial an.

3.2 Einfluss der Senken- bzw. Kondensationstemperatur

Abbildung 3 zeigt den Einfluss der Senktemperatur auf die Leistungszahl (COP) von Wärmepumpen für verschiedene Kältemittel. Mit steigender Senktemperatur respektive Kondensationstemperatur sinkt der COP bei allen betrachteten Kältemitteln deutlich, was auf den zunehmenden Temperaturhub und die damit verbundenen höheren Verdichterarbeiten zurückzuführen ist. R407C erreicht über den gesamten Temperaturbereich die höchsten COP-Werte, während R290, R600a und R1234zE ein sehr ähnliches Effizienzniveau aufweisen.

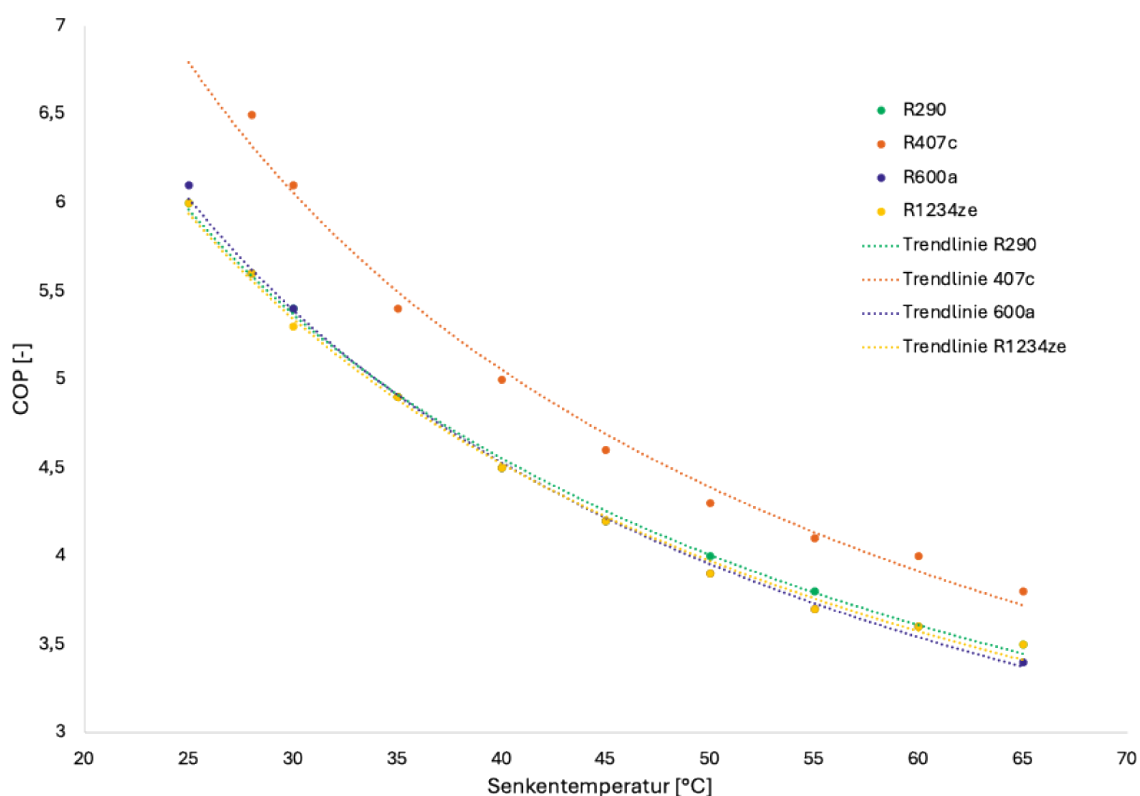


Abbildung 3: Einfluss der Senken- bzw. Kondensationstemperatur auf den COP für die betrachteten Kältemittel. Mit steigender Temperatur ist ein Abfallen des COP zu sehen.

3.3 Multiparameterstudie mit Einfluss von Verdampfungs- und Kondensationstemperatur

Neben den isolierten Effekten von Quell- und Senktemperatur wurde der kombinierte Einfluss der Verdampfungs- und Kondensationstemperatur auf die Leistungszahl der Wärmepumpe untersucht. Diese beiden Größen beschreiben den thermodynamischen Zustand des Kältekreislaufs direkt und fassen die zuvor betrachteten Randbedingungen auf Prozessebene zusammen. Die Abhängigkeit des COP von Verdampfungs- und Kondensationstemperatur lässt sich für alle untersuchten Kältemittel durch bivariate quadratische Regressionsmodelle mit Interaktionsterm mit Bestimmtheitsmaßen R^2 zwischen 0,985 und 0,996 beschreiben.

Abbildung 4 zeigt in einer 3D-Darstellung den Zusammenhang zwischen Verdampfungs- und Kondensationstemperatur sowie der daraus resultierenden Leistungszahl (COP) der Wärmepumpe. Der COP steigt mit zunehmender Verdampfungstemperatur und sinkender Kondensationstemperatur deutlich an, was den Einfluss eines kleineren Temperaturhubs widerspiegelt. Die eingefärbte Regressionsfläche bildet das nichtlineare Zusammenspiel beider Temperaturgrößen ab, während die dargestellten Punkte die zugrunde liegenden Simulationsdaten repräsentieren. Die gute Übereinstimmung zwischen Datenpunkten und Regressionsfläche zeigt, dass das verwendete polynomiale Modell das thermodynamische Verhalten im betrachteten Betriebsbereich zuverlässig beschreibt.

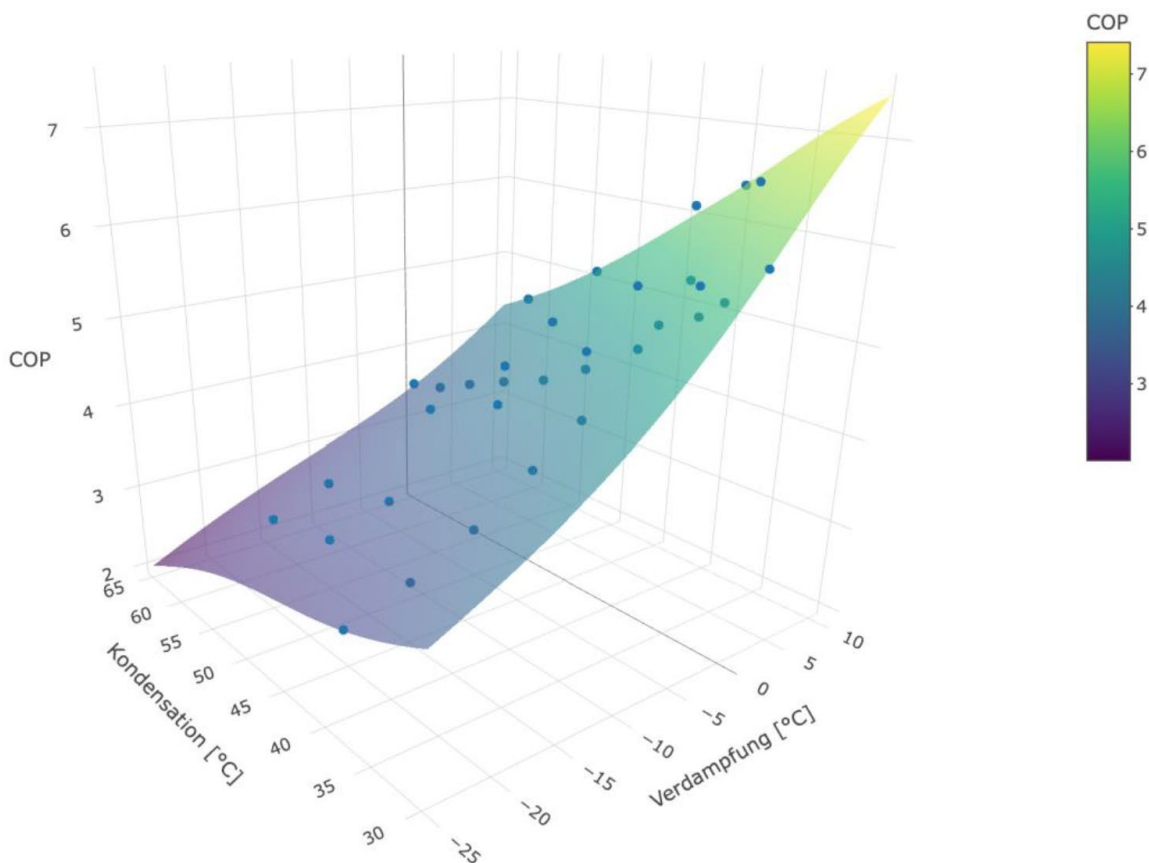


Abbildung 4: Zusammenhang zwischen Verdampfungs- und Kondensationstemperatur und dem COP exemplarisch für das Kältemittel R290.

Der funktionale Zusammenhang in Abbildung 4 zeigt, dass die Leistungszahl der Wärmepumpe mit steigender Verdampfungstemperatur zunimmt und mit steigender Kondensationstemperatur abnimmt. Daraus lassen sich bivariate quadratische Regressionsmodelle ableiten, die in Tabelle 3 bzw. Gleichungen (9) bis (12) für die jeweiligen Kältemittel zusammengefasst sind. Die quadratischen Terme erfassen die nichtlineare Abhängigkeit des COP von beiden Temperaturen, während der Interaktionsterm verdeutlicht, dass sich der Einfluss der Verdampfungs- und Kondensationstemperatur gegenseitig überlagert. Damit bildet das Modell den dominierenden Einfluss des Temperaturhubs auf das Effizienzverhalten der Wärmepumpe realitätsnah ab.

Tabelle 3: Übersicht der Regressionsfunktionen abgeleitet aus der Multiparameterstudie für die betrachteten Kältemittel

Kältemittel		R ²
R407C	COP	0,994 (9)
	$= 10.8213 + 0.2768 \cdot T_{\text{Verd}} - 0.2526 \cdot T_{\text{Kond}} + 0.002607 \cdot T_{\text{Verd}}^2 + 0.00197 \cdot T_{\text{Kond}}^2 - 0.004252 \cdot T_{\text{Verd}} \cdot T_{\text{Kond}}$	
R290	COP	0,985 (10)
	$= 10.2121 + 0.2495 \cdot T_{\text{Verd}} - 0.1771 \cdot T_{\text{Kond}} + 0.00208 \cdot T_{\text{Verd}}^2 + 0.001146 \cdot T_{\text{Kond}}^2 - 0.003057 \cdot T_{\text{Verd}} \cdot T_{\text{Kond}}$	
R600a	COP	0,996 (11)
	$= 10.7852 + 0.2121 \cdot T_{\text{Verd}} - 0.2014 \cdot T_{\text{Kond}} + 0.001602 \cdot T_{\text{Verd}}^2 + 0.001381 \cdot T_{\text{Kond}}^2 - 0.002479 \cdot T_{\text{Verd}} \cdot T_{\text{Kond}}$	
R1234zE	COP	0,996 (12)
	$= 10.7564 + 0.2211 \cdot T_{\text{Verd}} - 0.2041 \cdot T_{\text{Kond}} + 0.001684 \cdot T_{\text{Verd}}^2 + 0.001431 \cdot T_{\text{Kond}}^2 - 0.002652 \cdot T_{\text{Verd}} \cdot T_{\text{Kond}}$	

4 Schlussfolgerung und Ausblick

Die Ergebnisse dieser Arbeit zeigen, dass eine kompakte, physikalisch fundierte Modellierung von Wärmepumpen auf Basis messtechnisch einfach erfassbarer Eingangsgrößen möglich ist. Der vorgestellte Ansatz stellt einen bewussten Kompromiss zwischen Modellkomplexität, Prognosegüte und Rechenaufwand dar und eignet sich insbesondere für den Einsatz in prädiktiven Energiemanagement- und Regelungssystemen.

Die durchgeführten Parameterstudien bestätigen, dass der Temperaturhub – beschrieben durch Verdampfungs- und Kondensationstemperatur – den dominierenden Einfluss auf die Leistungszahl von Wärmepumpen hat. Dieser Zusammenhang kann im betrachteten Betriebsbereich mit hoher Genauigkeit durch einfache polynomiale Regressionsmodelle abgebildet werden, wobei die wesentlichen thermodynamischen Effekte erhalten bleiben.

Da die Validierung der Modelle zum aktuellen Stand ausschließlich auf Herstellerdaten und Literaturwerten basiert, stellt die umfassende Validierung mit hochaufgelösten Messdaten aus dem LivingLab Stinatz den nächsten wesentlichen Arbeitsschritt dar. Auf dieser Grundlage soll das entwickelte Wärmepumpenmodell in eine ganzheitliche Energieprognose integriert werden, die zusätzlich ein Gebäudemodell sowie weitere gebäudetechnische Systeme wie Photovoltaik, elektrische Speicher und Ladesysteme berücksichtigt.

Aufbauend auf der Gesamtenergieprognose und realen Betriebsdaten sollen Machine-Learning-Methoden zur Ableitung optimierter, prädiktiver Regelungsstrategien eingesetzt werden. Die praktische Erprobung des KI-basierten Regelungsansatzes im LivingLab ermöglicht dabei eine realitätsnahe Bewertung des Flexibilisierungspotenzials von Wärmepumpen im Zusammenspiel mit erneuerbarer Erzeugung und Energiespeichern.

5 Literatur

- [1] M. Wallace, R. McBride, S. Aumi, P. Mhaskar, J. House, and T. Salsbury, "Energy efficient model predictive building temperature control," *Chem. Eng. Sci.*, vol. 69, no. 1, pp. 45-58, 2012/02/13/ 2012, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ces.2011.07.023>.
- [2] A. Afram, F. Janabi-Sharifi, A. S. Fung, and K. Raahemifar, "Artificial neural network (ANN) based model predictive control (MPC) and optimization of HVAC systems: A state of the art review and case study of a residential HVAC system," *Energy and Buildings*, vol. 141, pp. 96-113, 2017/04/15/ 2017, doi: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2017.02.012>.
- [3] T. Dengiz and M. Kleinebrahm, "Imitation learning with artificial neural networks for demand response with a heuristic control approach for heat pumps," *Energy and AI*, vol. 18, p. 100441, 2024/12/01/ 2024, doi: <https://doi.org/10.1016/j.egyai.2024.100441>.
- [4] K. Sittas, E. Giama, and G. Panaras, "Digitalization for Sustainable Heat Pump Operation: Review on Smart Control and Optimization Strategies," *Energies*, vol. 19, no. 1, 2025, doi: 10.3390/en19010066.
- [5] J. Klingebiel *et al.*, "A self-optimizing defrost initiation controller for air-source heat pumps: Experimental validation of deep reinforcement learning," *Applied Energy*, vol. 398, p. 126400, 2025/11/15/ 2025, doi: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2025.126400>.
- [6] J. Klingebiel, M. Salamon, P. Bogdanov, V. Venzik, C. Vering, and D. Müller, "Towards maximum efficiency in heat pump operation: Self-optimizing defrost initiation control using deep reinforcement learning," *Energy and Buildings*, vol. 297, 2023, doi: 10.1016/j.enbuild.2023.113397.
- [7] Z. Wang *et al.*, "Enhancing Air Conditioning System Efficiency Through Load Prediction and Deep Reinforcement Learning: A Case Study of Ground Source Heat Pumps," *Energies*, vol. 18, no. 1, p. 199, 2025. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/1996-1073/18/1/199>.
- [8] S. Chae, S. Bae, and Y. Nam, "Performance improvement of air-source heat pump via optimum control based on artificial neural network," *Energy Reports*, vol. 10, pp. 460-472, 2023, doi: 10.1016/j.egy.2023.06.051.
- [9] A. Jahanbin and U. Berardi, "A hybrid machine learning framework for optimizing heat pump-driven domestic hot water systems based on user behaviour and control strategies," *Applied Thermal Engineering*, vol. 279, p. 127664, 2025/11/15/ 2025, doi: <https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2025.127664>.
- [10] M. Bachseitz, M. Sheryar, D. Schmitt, T. Summ, C. Trinkl, and W. Zörner, "PV-Optimized Heat Pump Control in Multi-Family Buildings Using a Reinforcement Learning Approach," *Energies*, vol. 17, no. 8, p. 1908, 2024. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/1996-1073/17/8/1908>.
- [11] O. Villegas Mier *et al.*, "Predictive Control of a Real Residential Heating System with Short-Term Solar Power Forecast," *Energies*, vol. 16, no. 19, p. 6980, 2023. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/1996-1073/16/19/6980>.
- [12] I. R. Hasrat, K. H. Andersen, P. G. Jensen, R. L. Jensen, K. G. Larsen, and J. Srba, "Towards model-driven heat pump control in a multi-story building," *Journal of Building Performance Simulation*, vol. 18, no. 7, pp. 743-766, 2026/01/14 2026, doi: 10.1080/19401493.2025.2460658.
- [13] Z. Cao, F. O'Rourke, W. Lyons, and X. Han, "Home Energy Management System Incorporating Heat Pump Using Real Measured Data," *Sensors*, vol. 19, no. 13, p. 2937, 2019. [Online]. Available: <https://www.mdpi.com/1424-8220/19/13/2937>.
- [14] A. Golla, J. Geis, T. Loy, P. Staudt, and C. Weinhardt, "An operational strategy for district heating networks: application of data-driven heat load forecasts," *Energy Informatics*, vol. 3, no. 1, p. 22, 2020/10/28 2020, doi: 10.1186/s42162-020-00125-5.
- [15] P. Lissa, M. Schukat, M. Keane, and E. Barrett, "Transfer learning applied to DRL-Based heat pump control to leverage microgrid energy efficiency," *Smart Energy*, vol. 3, p. 100044, 2021/08/01/ 2021, doi: <https://doi.org/10.1016/j.segy.2021.100044>.

- [16] S. Schmitz, K. Brucke, P. Kasturi, E. Ansari, and P. Klement, "Forecast-based and data-driven reinforcement learning for residential heat pump operation," *Applied Energy*, vol. 371, p. 123688, 2024/10/01/ 2024, doi: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2024.123688>.
- [17] H. Liu *et al.*, "Application analysis of hybrid heat pump heating systems optimized with deep reinforcement learning control," *Journal of Building Engineering*, vol. 113, p. 114024, 2025/11/01/ 2025, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jobbe.2025.114024>.
- [18] E. Entchev, L. Yang, M. Ghorab, A. Rosato, and S. Sibilio, "Energy, economic and environmental performance simulation of a hybrid renewable microgeneration system with neural network predictive control," *Alexandria Engineering Journal*, vol. 57, no. 1, pp. 455-473, 2018/03/01/ 2018, doi: <https://doi.org/10.1016/j.aej.2016.09.001>.
- [19] G. Han, H.-J. Joo, H.-W. Lim, Y.-S. An, W.-J. Lee, and K.-H. Lee, "Data-driven heat pump operation strategy using rainbow deep reinforcement learning for significant reduction of electricity cost," *Energy*, vol. 270, p. 126913, 2023/05/01/ 2023, doi: <https://doi.org/10.1016/j.energy.2023.126913>.