

Elmar Bollin, Thomas Feldmann

Verbesserung von Energieeffizienz und Komfort im Gebäudebetrieb durch den Einsatz prädiktiver Betriebsverfahren (PräBV)

F 2834

Bei dieser Veröffentlichung handelt es sich um die Kopie des Abschlussberichtes einer vom Bundesministerium für Verkehr, Bau und Stadtentwicklung -BMVBS- im Rahmen der Forschungsinitiative »Zukunft Bau« geförderten Forschungsarbeit. Die in dieser Forschungsarbeit enthaltenen Darstellungen und Empfehlungen geben die fachlichen Auffassungen der Verfasser wieder. Diese werden hier unverändert wiedergegeben, sie geben nicht unbedingt die Meinung des Zuwendungsgebers oder des Herausgebers wieder.

Dieser Forschungsbericht wurde mit modernsten Hochleistungskopierern auf Einzelanfrage hergestellt.

Die Originalmanuskripte wurden reprototechnisch, jedoch nicht inhaltlich überarbeitet. Die Druckqualität hängt von der reprototechnischen Eignung des Originalmanuskriptes ab, das uns vom Autor bzw. von der Forschungsstelle zur Verfügung gestellt wurde.

© by Fraunhofer IRB Verlag

2014

ISBN 978-3-8167-9287-1

Vervielfältigung, auch auszugsweise,
nur mit ausdrücklicher Zustimmung des Verlages.

Fraunhofer IRB Verlag

Fraunhofer-Informationszentrum Raum und Bau

Postfach 80 04 69

70504 Stuttgart

Nobelstraße 12

70569 Stuttgart

Telefon 07 11 9 70 - 25 00

Telefax 07 11 9 70 - 25 08

E-Mail irb@irb.fraunhofer.de

www.baufachinformation.de

www.irb.fraunhofer.de/tauforschung

Abschlussbericht

**Verbesserung von Energieeffizienz und Komfort
im Gebäudebetrieb durch den Einsatz
prädiktiver Betriebsverfahren (PräBV)**



Institut für Energiesystemtechnik (INES)
Badstr. 24
77652 Offenburg

Projektleitung: Prof. Elmar Bollin
Bearbeitung: Thomas Feldmann

Sept. 2009 – März 2012

Der Forschungsbericht wurde mit Mitteln der Forschungsinitiative Zukunft Bau des Bundesinstitutes für Bau-, Stadt- und Raumforschung in Vertretung des Bundesministeriums für Verkehr, Bau und Stadtentwicklung gefördert.
(Aktenzeichen: SF – 10.08.18.7- 09.19 / II 3 – F20-09-1-039)
Die Verantwortung für den Inhalt des Berichtes liegt beim Autor

Projektförderkennzeichen: 10.08.18.7-09.19

Projektträger:

Bundesinstitut für Bau-, Stadt- und Raumforschung (BBSR) im Bundesamt für Bauwesen und Raumordnung (BBR)

Das diesem Bericht zugrundeliegende Vorhaben wurde mit Mitteln aus dem Bundeshaushalt für Forschungsprojekte im Rahmen der Forschungsinitiative „Zukunft Bau“ gefördert. Die Verantwortung für den Inhalt dieser Veröffentlichung liegt bei den Autoren".

Dieser Bericht wurde erstellt von:

Projektkoordination

Hochschule Offenburg

Projektleiter: Prof. Elmar Bollin

Projektbearbeiter:

Thomas Feldmann, Clemens Bruder, Benjamin Pfändler, Prof. Dr. Harald Wiedemann, Martin Schmelas

Projektbeteiligte

Hochschule Köln

Projektleiter: Prof. Dr. rer. nat. Wolfgang Schellong

Projektbearbeiter: Jose Soto Rodriguez

Firma FMSbase.com

Projektleiter: Siniko von Keitz

Projektbearbeiter: Guido Walther

HKW-Elektronik GmbH

Projektleiter: Jörg Schneider

Projektbearbeiter: Udo Volkhardt, Markus Hetzer, Klaus Metzner, Thomas Kowald

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung.....	1
1.1	Energiesituation in der Gebäudetechnik	1
1.2	Ziel des Forschungsprojekts Prädiktive Betriebsverfahren (PräBV).....	2
2	Grundlagen.....	4
2.1	Klimatisierung von Büro- und Verwaltungsgebäuden	4
2.1.1	Thermische Behaglichkeit.....	4
2.1.2	Heizlast und Kühllast	5
2.1.3	Übersicht über übliche Klimatisierungskonzepte in der Gebäudetechnik	6
2.2	Thermoaktive Bauteilsysteme (TABS).....	8
2.2.1	Arten und Aufbau von Thermoaktiven Bauteilsystemen (TABS).....	8
2.2.2	Prinzip von Thermoaktiven Bauteilsystemen (TABS).....	10
2.2.3	Energiequellen, Energiebereitstellung bei Thermoaktiven Bauteilsystemen (TABS).....	10
2.2.4	Funktionsprinzip und dynamisches Verhalten der Betonkerntemperatur	11
3	Potenzialanalyse bzgl. Einsatz von prädiktiven Betriebsverfahren in der Gebäudetechnik.....	15
3.1	Steuer- und Regelungsverfahren im Bereich von Thermoaktiven Bauteilsystemen	15
3.2	Stand der Technik bzgl. prädiktiver Steuer- und Regelungsverfahren in der Gebäudeautomation.....	27
3.3	Beurteilung zum Potenzial von prädiktiven Betriebsverfahren in der Gebäudeautomation	30
4	Übertragung von Wetterprognosen für die Gebäudeautomation mit Langwellenfunktechnik und Entwicklung eines Verfahrens zur lokalen Optimierung	31
4.1	Einleitung.....	31
4.2	Entwicklung eines Verfahrens zur Korrektur von Wetterprognosen durch Vor-Ort-Messungen.....	34
4.2.1	Entwicklung des Algorithmus.....	34
4.2.2	Auswertung der Modell-Ansätze.....	37
4.2.3	Anwendung der Langzeitprognose auf interpolierte Prognose-Werte.....	39
4.3	Entwicklung eines Gerätes zum Empfang von Wetterprognosen per Langwelle, Integration von Wettermesstechnik für Vor-Ort-Messungen und Implementierung des Korrekturverfahrens	45
4.4	Entwicklung einer Leitungsgebundenen Schnittstelle zur Anbindung der Gebäudeautomation.....	47
4.5	Test der Prognosen und Evaluierung der Ergebnisse	48
5	Entwicklung eines selbstlernenden Algorithmus zur prädiktiven Heizungsregelung	50
6	Entwicklung von prädiktiven Algorithmen für thermisch aktive Bauteilsysteme (TABS)	58
6.1	Prinzip prädiktiver Verfahren.....	58

6.2	Entwicklungsumgebung	60
6.2.1	Software	60
6.2.2	Versuchsgebäude	61
6.3	Methoden	63
6.4	Variation der Vorlauftemperatur ohne Wetterprognose	63
6.5	Prädiktiver Algorithmus als Basis für selbstlernende Systeme	65
6.6	Optimaler prädiktiver Algorithmus	68
6.7	Sensitivitätsanalyse	71
6.8	Ergebnisse	73
7	Selbstlernende Optimierungsalgorithmen für die Steuerung von thermoaktiven Bauteilsystemen	79
7.1	TRNSYS 17	80
7.1.1	Mathematische Definition des Gebäudemodells	80
7.1.2	Modell der thermoaktiven Bauteilsysteme	83
7.1.3	TRNSYS Bedienungsfläche	88
7.1.4	TRNSYS Komponenten (TYPES)	90
7.1.5	Wetterdaten	91
7.1.6	Kopplung von TRNSYS mit MATLAB	91
7.2	Multiple Regression	92
7.2.1	OLS-Schätzung	93
7.2.2	Bestimmtheitsmaß	95
7.2.3	Korrelationskoeffizient	96
7.3	Künstliche Neuronale Netze (KNN)	97
7.3.1	Aufbau und Funktionsweise eines Künstlichen Neurons	97
7.3.2	Identität oder lineare Aktivierungsfunktion	99
7.3.3	Tangens Hyperbolicus Aktivierungsfunktion	100
7.3.4	Lernprozess der Backpropagation	100
7.3.5	Levenberg-Marquardt-Algorithmus	102
7.4	Entwicklung eines Algorithmus auf Basis von Multiplen Regression (MR) mit Hilfe der Programme MATLAB und TRNSYS	104
7.4.1	Testgebäude	104
7.4.2	Algorithmus auf Basis der Multiplen Regression	107
7.4.3	Erste Jahressimulation des Testgebäudes	111
7.4.4	Zweite Jahressimulation des Testgebäudes	120
7.4.5	Jahressimulation mit Änderung der inneren Lasten	123
7.4.6	Jahressimulation mit Änderung des Standortes/ äußeren Lasten	126
7.5	Entwicklung eines Algorithmus auf Basis von Künstlichen Neuronalen Netzen mit Hilfe der Programme MATLAB und TRNSYS	129
7.5.1	Netztopologie	129
7.5.2	Training des Netzes	130
7.5.3	Algorithmus auf Basis von Künstlichen Neuronalen Netzen	130
7.5.4	Erste Jahressimulation des Testgebäudes	131
7.5.5	Jahressimulation mit Änderung der inneren Lasten	134

7.5.6	Jahressimulation mit Änderung des Standortes/äußeren Lasten.....	136
8	Anbindung an Gebäudeleittechnik	140
8.1	Anbindung der Hardware	140
8.2	Anbindung zur Gebäudeleittechnik	143
8.3	Integration der Fuzzy-Logik.....	144
8.4	Umsetzung Multiple lineare Regression	145
8.5	Zugriff auf historische Daten der Gebäudeleittechnik des Bundesministerium Gesundheit in Bonn.....	147
9	Fazit.....	148
9.1	Ausgangslage	148
9.2	Entwicklung prädiktiver Verfahren für die Gebäudeautomation.....	148
9.2.1	Entwicklungsumgebung	148
9.2.2	Prinzip der Energiebedarfsprognose	149
9.2.3	Selbstlernende Algorithmen.....	150
9.3	Wetterprognosen.....	151
9.3.1	Wetterprognosen mit Langwellenfunktechnik.....	151
9.3.2	Korrekturverfahren von Wetterprognosen durch Vor-Ort-Messungen	151
9.4	Umsetzung Prädiktiver Verfahren in der Gebäudeautomation	152
10	Literatur	153
11	Abbildungsverzeichnis	155
12	Tabellenverzeichnis.....	160

1 Einleitung

Erstellt durch: Hochschule Offenburg

1.1 Energiesituation in der Gebäudetechnik

Angesichts der Notwendigkeit zur Reduktion der CO₂-Emissionen und der Entwicklung der Energiepreise kommt dem Gebäudebereich eine wichtige Rolle zu. Das enorme Energieeinsparpotenzial wird deutlich, wenn man sich vergegenwärtigt, dass der Gebäudebereich einen Anteil von rund 40 % am gesamten Endenergieverbrauch in Deutschland hat.

Neue Konzepte und Technologien in Architektur und technischer Gebäudeausrüstung zeigen mit ihren Ergebnissen das Potenzial möglicher Einsparungen sowohl im Neubau als auch in der Sanierung des Bestands.

Energiequellen wie die Geothermie, Solarthermie, solare Kühlung, Verteilsysteme wie Betonkernaktivierung oder Kühldecken, kombinierte Systeme zur Energiespeicherung und –verteilung wie Verputzsysteme mit wärmespeichernden Eigenschaften, aber auch Wasser- oder Eisspeicher, Doppelfassaden und komplexe Verschattungssysteme stellen jedoch immer höhere Anforderungen an die Gebäudeautomation.

Die Erfahrung zeigt, dass erhebliches Einsparpotential nicht genutzt werden kann, da die Methoden und Algorithmen der Automatisierungstechnik nicht mit den komplexen Versorgungssystemen moderner Gebäude Schritt halten können.

Um diese Potenziale zu erschließen und nicht zuletzt um die Akzeptanz der neuen Technologien zu verbessern, ist es dringend notwendig, auch im Bereich der Gebäudeautomation neue Algorithmen und Verfahren zu entwickeln, die in der Lage sind, die Möglichkeiten, die sich durch die beschriebenen Technologien bieten, auch möglichst vollständig zu nutzen.

Neue Algorithmen, basierend auf mathematischen Optimierungsverfahren, der Einsatz von Expertensystemen und die Auswertung von Wetterprognosen für den Gebäudestandort müssen entwickelt und zur Praxisreife gebracht werden.

Erste Arbeiten hierzu sind inzwischen veröffentlicht worden und das starke Interesse der Industrie zeigt, dass die Problematik erkannt und die Notwendigkeit neuer Automatisierungskonzepte deutlich geworden ist.

Erste Steuerungskomponenten, die in der Lage sind Wetterprognosen zu empfangen sind als Prototypen vorgestellt worden, an neuen Algorithmen, die diese sinnvoll auswerten können, mangelt es allerdings noch. Hier besteht dringender Entwicklungsbedarf.

Der Empfang von Wetterprognosen erfordert heute noch die Anbindung der Gebäudetechnik an das Internet. Die Übertragung kann per FTP-Download oder als Webservice erfolgen. Hier gibt es jedoch sicherheitstechnische Bedenken, vor allem für den Einsatz in Banken, Ministerien oder anderen sicherheitssensiblen Einrichtungen. Im Rahmen des hier skizzierten Forschungsprojektes soll der Empfang von Wetterprognosen per Langwellenfunk erfolgen. Hierfür sind neben der Bereitstellung des Serviceangebotes Empfangsgeräte zu entwickeln, die in der Gebäudeautomation eingesetzt werden können.

Auch beim Einsatz regenerativer Energiequellen für die Gebäudeheizung können prädikative Regelalgorithmen wertvolle Informationen für die Beladung von Speichersystemen liefern. So kann die Beheizung von Warmwasserspeichern mit der Zusatzheizung zunächst verzögert werden, wenn bekannt ist, dass im Laufe des Tages solares Energieangebot zur Verfügung stehen wird.

1.2 Ziel des Forschungsprojekts Prädiktive Betriebsverfahren (PräBV)

Auf dem Gebiet der technischen Gebäudeausrüstung sind in den letzten Jahren viele neue Möglichkeiten der Energieversorgung und –verteilung entwickelt worden. Diese sind immer häufiger im Neubaubereich und teilweise auch schon der Sanierung von Gebäudebeständen zu sehen. Typische Beispiele sind Technologien zur Nutzung von Geothermie für die Gewinnung von Wärme und Kälte oder neue Systeme zur Energieverteilung, wie zum Beispiel wasser- oder luftführende Systeme in Gebäudeteilen großer Masse, die so genannte Betonkernaktivierung.

Auch neue Verfahren, die schon vorhandene Technik nutzen sind entwickelt worden. Ein Beispiel hierfür ist die freie Nachtluftkühlung. Mit der Nachtlüftung werden vorhandene Lüftungssysteme genutzt, um, ohne den Einsatz von Klimaanlage den Komfort im Gebäude in den vorgeschriebenen Grenzen zu halten.

Langzeituntersuchungen, die unter anderem im Rahmen des vom Bundesministerium für Wirtschaft und Technologie geförderten Projektes EnOB (Energieoptimiertes Bauen) durchgeführt worden sind, haben gezeigt, dass die konventionelle Gebäudeautomation mit ihren vorhandenen Algorithmen nicht in der Lage ist, die möglichen Energieeinspar-Potenziale vollständig auszuschöpfen und nachhaltige Energiequellen optimal zum Einsatz zu bringen.

Dies liegt unter anderem daran, dass die Gebäudetechnik immer komplexer wird. Es gibt häufig nicht nur eine Möglichkeit um zu heizen oder zu kühlen. Meist stehen mehrere Energiequellen (erneuerbare und fossile) sowie unterschiedliche Verteilsysteme zur Verfügung. Ergänzende Komponenten sind meist Speicher für Wärme und Kälte, um das wetterabhängige Angebot regenerativer Energiequellen ausgleichen zu können. Das optimale Zusammenwirken all dieser unterschiedlichen Komponenten lässt sich mit den herkömmlichen Verfahren der Gebäudeautomation nicht erreichen.

Sobald Energiespeicher oder sehr träge Prozesse, wie die Betonkernaktivierung im System vorhanden sind, tauchen betriebsdynamische Fragestellungen, wie bspw. der Möglichkeit einer opti-

malen Speicherbeladung, auf. Eine umsichtige Lösung kann durch einen Blick in die Zukunft realisiert werden. Als einzige Alternative bietet sich an, qualifizierte Wetter- und Nutzungsprognosen zu entwickeln, um die regelungstechnischen Probleme zufriedenstellend zu lösen.

Ziel dieses Projektes ist die Entwicklung neuer prädiktiver Algorithmen für die Gebäudeautomation, die in der Lage sind trotz der beschriebenen Probleme und Herausforderungen einen im Sinne der Energieeffizienz, der Nachhaltigkeit und des Komforts optimalen Gebäudebetrieb zu ermöglichen.

Hierfür ist es notwendig, für den jeweiligen Standort der Gebäude individuell angepasste Wetterprognosen verfügbar zu machen. Dazu soll ein neues Verfahren entwickelt und erprobt werden. Wetterprognosen sollen über Langwellenfunk empfangen werden und vor Ort mit Hilfe von Wettermessdaten für den jeweiligen Standort hinsichtlich Präzision und Detaillierungsgrad optimiert werden.

Neben der Bereitstellung des Serviceangebotes „Standorte-Wetterprognose“ sind Empfangsgeräte zu entwickeln, die in der Gebäudeautomation eingesetzt werden können. Mit Hilfe neuartiger prädiktiver Algorithmen sollen die individuellen Wetterprognosen in die vorhandene Gebäudeautomation so eingebunden werden, dass die Nutzung erneuerbarer Energiequellen maximiert und der Verbrauch fossiler Brennstoffe minimiert wird.

Nach Abschluss des Projektes sollen die Ergebnisse in der Praxis erprobt werden. Dies könnte im Rahmen des Energieeinsparprogramms für die Bundesliegenschaften an mehreren Standorten erfolgen. Ein Langzeitmonitoring mit wissenschaftlicher Begleitung wird die Betriebsergebnisse bewerten und die Verfahren optimieren.

2 Grundlagen

Erstellt durch: Hochschule Offenburg

2.1 Klimatisierung von Büro- und Verwaltungsgebäuden

Zu den Basisaufgaben eines jeden Unternehmen gehört, ein angenehmes Raumklima für seine Mitarbeiter zu schaffen. Das Raumklima beeinflusst in großem Maße das Wohlbefinden und somit auch im übertragenen Sinne die Leistungsfähigkeit eines Menschen. Ein großen Teil zur Steigerung des Komforts und Wohlbefinden wird mit den richtigen Heiz- und Klimatisierungssystemen erreicht. Hier gilt es mit geeigneter System- sowie Steuer- und Regelungstechnik bestmögliche Behaglichkeit beim Menschen, zu erreichen und gleichzeitig ressourcenschonende und energieeffiziente Betriebsverfahren einzusetzen.

Je nach Anforderung an die Klimatisierungstechnik müssen verschiedene Aufgaben erfüllt werden. Hierzu gehören beispielsweise:

- Erzielen behaglicher Raumlufttemperaturen (Abfuhr von Kühl- bzw. Heizlasten),
- Erzielen behaglicher Temperaturen der Raumumschließungsflächen,
- Erzielen behaglicher Raumluftfeuchtigkeit,
- Ausreichende Versorgung mit Außenluft (Lufterneuerungsrate),
- Reinheitsgrad der Raumluft,
- Einhalten von Geräuschemissionen,
- Abführen von Geruchsemissionen.

Die größten Potenziale neue energieeffiziente Konzeptlösungen zur Anwendung zu bringen, liegen im Bereich von Neubauten. Hier besteht die Möglichkeit mit geeigneter Bauphysik die Grundlagen für ein energieeffizientes Klimatisierungskonzept zu schaffen. Neue Klimatisierungssysteme sind nicht nur eine Ausstattung eines Gebäudes. Vielmehr sind heutzutage die Gebäudestrukturen ein fester Bestandteil von Klimatisierungssystemen.

2.1.1 Thermische Behaglichkeit

Das zentrale Ziel aller Klimatisierungssysteme ist es ein akzeptables thermisches Raumklima beim Menschen zu erzielen. Um diesen Zustand zu beschreiben wird der Begriff „Thermische Behaglichkeit“ verwendet. Thermische Behaglichkeit ist der Luftzustand, in dem sich der Mensch am wohlsten fühlt. Er wird von jedem Menschen anders empfunden und ist somit subjektiv zu bewerten. Thermische Behaglichkeit lässt sich nicht mit „harten“ physikalischen Grenzen definieren. Um thermische Behaglichkeit beschreiben zu können werden Behaglichkeitsbereiche verwendet.

Die Thermische Behaglichkeit ist von vielen Einflussfaktoren abhängig. In Abb. 2-1 sind die Hauptfaktoren schematisch dargestellt. Das Behaglichkeitsempfinden wird durch die Art der Tätigkeit (Aktivität), die Art der Kleidung, die Aufenthaltsdauer, die Lufttemperatur, die durchschnittliche

Strahlungstemperatur der Raumumschließungsflächen, die Luftgeschwindigkeit und die Luftfeuchtigkeit (den Wasserdampfpartialdruck) beeinflusst.



Abb. 2-1: Einflussfaktoren auf die thermische Behaglichkeit

Meist wird thermische Unzufriedenheit dadurch hervorgerufen, dass ein Teil eines Körpers einer unerwünschten Wärme oder Kälte ausgesetzt ist. Dies können beispielsweise lokale thermische Unbehaglichkeiten wie Zug-Erscheinungen, Strahlungstemperatursymmetrien, warme- oder kalte Fußböden sowie vertikale Lufttemperaturunterschiede sein. [REC2007]

2.1.2 Heizlast und Kühllast

In Abb. 2-2 ist jeweils schematisch die Heizlast und die Kühllast dargestellt. „Mit der Heizlast wird der Wärmestrom definiert, der einem zu beheizenden Raum zuzuführen ist, um in diesem Raum eine vorgegebene Raumlufttemperatur einhalten zu können“. [HUK2005] Die Heizlast dient zugleich der Bemessung von Heizgeräten sowie von Wärmeversorgungs- und Wärmeverteilereinrichtungen für einen festen Zeitpunkt. An einem kalten Wintertag muss ein Raum aufgeheizt werden, um für den Menschen angenehme Raumlufttemperatur zu erzielen.

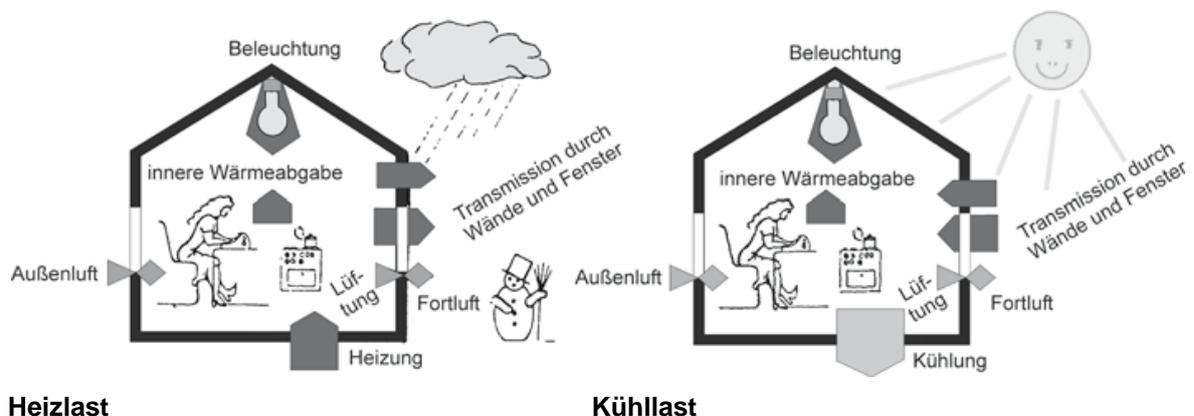


Abb. 2-2: Prinzip der Heizlast (links) mit Zuführung von Wärmeenergie und Prinzip der Kühllast (rechts) mit Abführung von Wärmeenergie [HUK2005]

„Die Kühllast ist der Wärmestrom, der aus einem zu kühlenden Raum abzuführen ist, um in diesem Raum eine vorgegebene Raumlufttemperatur einhalten zu können. Sie dient der Bemessung von Raumkühlgeräten sowie von Kälteversorgungs- und Kälteverteilereinrichtungen für einen festen Zeitpunkt.“ [HUK2005] An einem heißen Sommertag muss bspw. ein Raum gekühlt werden, um für den Menschen angenehme Raumlufttemperaturen zu erzielen.

Die Heiz- und Kühllast ist durch mehrere Faktoren (Wärmeströme) bestimmt. Hierzu gehören:

- Transmissionswärmeverluste durch Wände und Fenster,
- Lüftungswärmeverluste,
- sowie zusätzliche innere Wärmegewinne

Diese Wärmeströme variieren mit den herrschenden Wetterbedingungen (Außenlufttemperatur, Außenluftfeuchte, solare Einstrahlung, Wind, etc.), den bauphysikalischen Parametern (Wärmedämmung; Wärmespeicherfähigkeit der Bauteile; Lage der Räume; Größe, Orientierung und Luftdurchlässigkeit von Fenstern und Türen; Sonnenschutz etc.) und den inneren thermischen Belastungen (Anzahl und Aktivität anwesender Personen; Intensität der Beleuchtung, Leistungswerte el. Geräte, Gleichzeitigkeit des Geräteinsatzes, etc.) [HUK2005].

„Bei der Auslegung von Gebäuden und bei der Dimensionierung von Raumkonditionierungssystemen sind die thermischen Behaglichkeitskriterien (Innenraum-Minimaltemperatur im Winter, Innenraum-Maximaltemperatur im Sommer) als Eingangswerte für die Berechnung der Heizlast und der Kühllast zu verwenden. Dadurch wird sichergestellt, dass bei den, dem Entwurf zugrunde gelegten Außen- und Innenraumnutzungs-Bedingungen bestimmte Maximal- bzw. Minimaltemperaturen eingehalten werden können.“ [EN2007]

Nach der Fertigstellung eines Gebäudes (Nutzung) wird die größte Variation bei der Heizlast und Kühllast meist durch die äußeren wechselnden Wettereinflüsse und die inneren wechselnden Wärmegewinne hervorgerufen.

2.1.3 Übersicht über übliche Klimatisierungskonzepte in der Gebäudetechnik

Je nach Anforderungen muss ein geeignetes Klimatisierungskonzept entwickelt werden. Hierzu stehen verschiedenste Anlagentypen zur Verfügung. In Abb. 2-3 sind Auszüge heute üblicher Klimatisierungssysteme dargestellt. Meist sind es bauphysikalische (Platzbedarf) oder finanzielle Gründe (Investitionskosten), die zur Wahl eines Klimatisierungskonzeptes führen. Oft werden langfristige energiewirtschaftliche Aspekte zu wenig oder gar nicht berücksichtigt.

Bei Neubauten besteht die Möglichkeit bereits zu Beginn klare Ziele bezüglich Energieverbrauch zu definieren. Eine umfassende Planung hilft diese Ziele zu erreichen. So sollten bereits in der Vorentwurfsplanung des Gebäudes die Auswirkungen verschiedener Klimatisierungskonzepte hinsichtlich Komfort und Wirtschaftlichkeit analysiert werden. Denn in dieser Phase der Planung wird

der Grundstein für ein langfristig wirtschaftliches und energieeffizientes Klimatisierungskonzept gelegt.

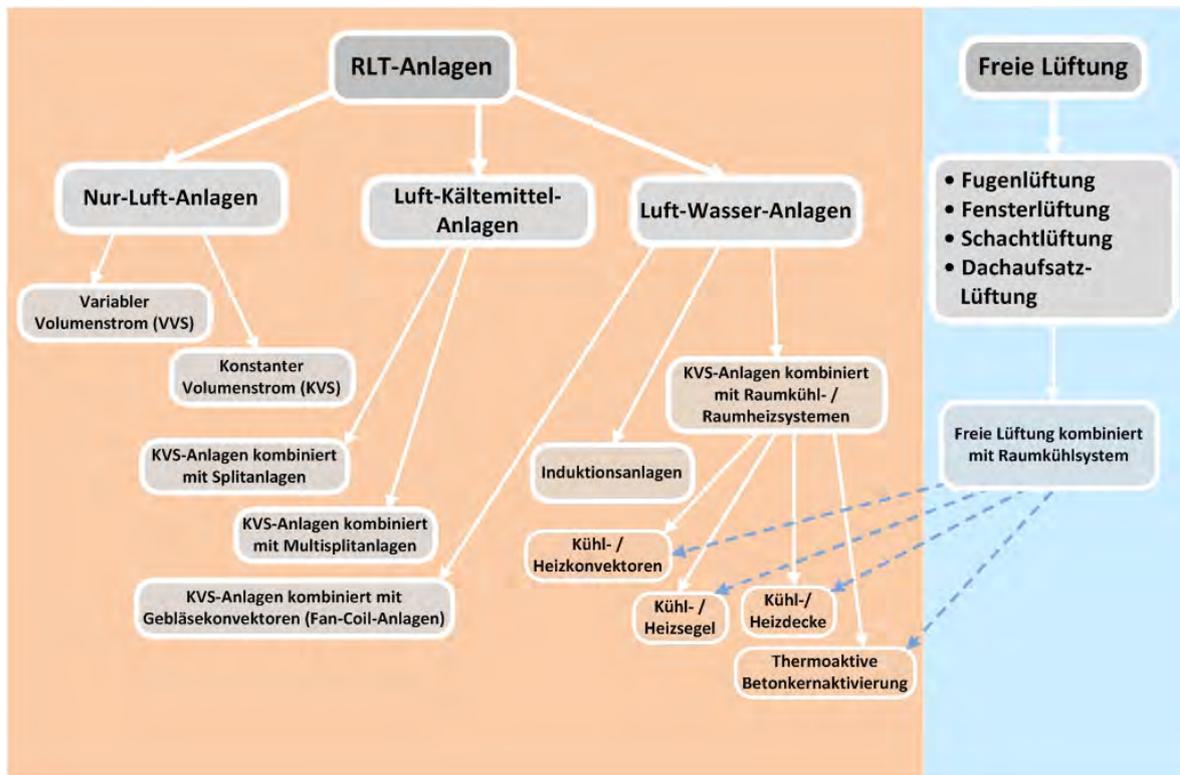


Abb. 2-3: Übersicht über heute übliche Varianten von Raumlufttechnischen (RLT) Anlagen zur Klimatisierung von Büro- und Verwaltungsgebäuden. Darstellung der Kombinationen von Freier Lüftung mit Raumkühl- / Raumheizsystemen (blau).

Aus Abb. 2-3 geht hervor, dass sich die Klimatisierungssysteme bereits im Transportmedium für Wärmeab- bzw. zufuhr unterscheiden. Generell wird die Abfuhr von thermischen Lasten nicht immer mit Hilfe des Mediums Luft durchgeführt. Die thermodynamischen Eigenschaften von Luft differenzieren sich stark mit denen von Wasser. Die spezifische Wärmekapazität von Luft ist gegenüber Wasser um den Faktor 4 geringer. Die Dichte von Luft ist gar um den Faktor 833 geringer (je nach Lufttemperatur).

Der Vergleich der Medien Luft und Wasser bei gleichen Lastabfuhr aus Räumen zeigt, dass für den Transport beim Medium Luft der Energiebedarf um ungefähr den Faktor 10 höher ist als beim Medium Wasser. In diesem Vergleich wurden die Druckverluste der einzelnen Leitungssysteme, die mit Hilfe von Ventilatoren bzw. Pumpen überwunden werden müssen, sowie den Temperaturdifferenzen zwischen Vor- und Rücklauf (Wasser) bzw. Zu- und Abluft berücksichtigt. Allerdings ist dieser Faktor sehr stark von einem Projekt und den eingesetzten Anlagentypen abhängig. Er kann durchaus zwischen 8 und 40 liegen.

Das Medium Wasser zeigt einen großen Vorteil beim benötigten Installationsraum für das Leitungsnetz auf. Bei reinen Luftsystemen wird meist ein großer Kanalquerschnitt und somit ein sehr großer Platzbedarf auf Seiten Kanalnetz benötigt. Doch neuartige Luftsysteme können auch sehr geringe Installationsräume benötigen. In neuen Gebäudekonzepten wird meist eine Kombination von Freier Lüftung und wassergeführten Raumkühl- und Raumheizsystemen angewandt. Als Transportsystem für die Luft wird hierbei die konzipierte Gebäudestruktur verwendet [REC2007].

Sehr große Unterschiede liegen bei den einzelnen Systemen in der Art des Energiebezuges vor. Speziell geht es um die Auswahl der Energiequelle mit der das Transportmedium Luft oder Wasser auf die gewünschte Systemtemperatur gebracht wird. Bei RLT-Anlagen erfolgt beispielsweise die Kühlung und Entfeuchtung der Luft meist durch tiefe Temperaturen des Energiequellmediums (Vorlauftemperatur 6 °C, Rücklauftemperatur 12 °C). Solch tiefe Temperaturen werden meist mit energieaufwändigen Kälteanlagen erzeugt. Auf die Gesamtenergiebilanz von Klimatisierungssystemen wirkt sich solch eine Systemverschaltung mit zusätzlichen Kälteanlagen oft negativ aus.

Um möglichst nachhaltige Energiesysteme zu erstellen, muss die der Art der Energiequelle und deren Systemgrenzen bereits zu Beginn der Planung berücksichtigt werden. Ziel soll sein möglichst natürliche Wärmequellen und –senken wie Geothermie oder Nachtluftkühlung in Klimatisierungskonzepten zu verwenden.

2.2 Thermoaktive Bauteilsysteme (TABS)

Mit Thermoaktiven Bauteilsystemen (TABS) werden Gebäudestrukturen gekühlt oder beheizt. Die bauteilintegrierten Rohrregister dienen dazu, das Raumklima komplett oder unterstützend zu anderen Systemen zu konditionieren. Herausragende Merkmale von Thermoaktive Bauteilsystemen sind die extrem großen wärmeübertragenden Flächen, die sie zu Strahlungsheizsystemen machen, sowie das scheinbar unsichtbare Design. Denn die Bauteile sind meist in Decken, Wänden oder Fußböden integriert und für den Nutzer optisch nicht wahrnehmbar. Sobald in Fällen der Kühlanwendung von Thermoaktive Bauteilsysteme mit Kälte aus dem Erdreich oder über einen Kühlturm aus der Umgebungsluft versorgt werden, muss lediglich die Energie zur Verteilung aufgewendet werden. In diesem Fall entfällt die Energieaufwendung zur Erzeugung der Kälte. Mit thermoaktiven Bauteilsystemen können auch Gebäude mit niedrigem Wärmebedarf beheizt werden. Meist werden thermoaktive Bauteilsysteme mit dem Arbeitsmedium Wasser gefahren. Die Unterteilung der Thermoaktiven Bauteilsysteme erfolgt nach der jeweiligen Lage der Rohre im Bauteil. Im Folgenden werden die verschiedenen Arten und Aufbauten von Thermoaktiven Bauteilsystemen und deren möglichen Energiequellen erläutert. Desweiteren wird speziell die Funktionsweise und das dynamische Verhalten der Betonkernaktivierung dargestellt [BIN2007].

2.2.1 Arten und Aufbau von Thermoaktiven Bauteilsystemen (TABS)

In Abb. 2-4 sind verschiedene Systeme von Thermoaktiven Bauteilsystemen (TABS) dargestellt. Die Unterscheidung erfolgt auf den Unterschieden in der jeweiligen Lage der Rohre im Bauteil. Das Arbeitsmedium bei TABS ist meistens Wasser. Vorteilhaft hierbei ist, dass es zum Heizen als auch

zum Kühlen eingesetzt werden kann. Deshalb spricht man in Bereich von TABS von einer Temperierung, da je nach Anwendung vom Arbeitsmedium Wärme abgegeben, als auch aufgenommen werden kann [BIN2007].

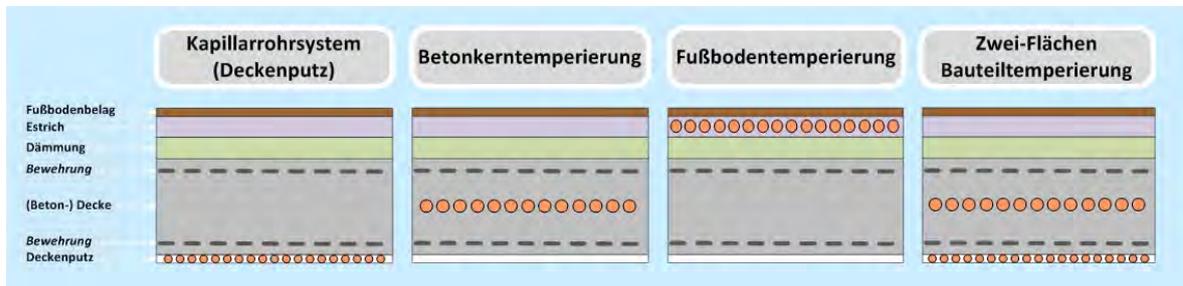


Abb. 2-4: Thermoaktive Bauteilsysteme (TABS): Kapillarrohrsystem integriert in Deckenputz, Betonkerntemperierung integriert in Betonkern, Fußbodentemperierung integriert in Estrich, Zwei-Flächen Bauteiltemperierung integriert in Deckenputz sowie im Betonkern. In Bezug zu [BIN2007]

Kapillarrohrsystem

Kapillarrohrsysteme werden meist oberflächennah in den Deckenputz, in den Wandputz oder gar in Sonderfällen in den Fußbodenbelag integriert. Ein Kapillarrohrsystem besteht aus einem großflächigem Rohrsystem (auch Kapillarrohrmatten bezeichnet), welches sich aus Kunststoffröhrchen mit sehr kleinem Außendurchmesser (ca. 4 bis 6 mm) zusammensetzt. Die Kunststoffröhrchen münden anschließend in größeren Verteil-/Sammelrohren. Besonders bei Altbaumodernisierungen kommen Kapillarrohrsysteme zum Einsatz, da sie eine geringe Aufbauhöhe besitzen und die vorhandene Bausubstanz nicht in großem Maße verändert wird.

Betonkerntemperierung

Bei der Betonkerntemperierung werden die Rohrregister direkt in den Betonkern der Decken bzw. Fußböden eingegossen. Als Rohrschlangen werden Kunststoffrohre oder Mehrschichtverbundrohre aus PE und Aluminium eingesetzt. Sie haben einen Durchmesser von 15 bis 20 mm. In Abständen von 10 bis 30 cm liegen die Rohre in mittlerer Höhe der Betondecke. Die wesentliche Wärmeabgabe erfolgt über die Decke (etwa 2/3) und nicht über den Boden (1/3), deshalb werden die Rohrleitungen meist näher an den wärmewirksamen Deckenoberflächen fixiert. Ein bedeutendes Merkmal bei der Betonkernaktivierung ist, dass die Gebäudestruktur bzw. Betonmasse zur thermischen Speicherung von Energie genutzt wird. Bei Bedarf wird die gespeicherte Energie wieder an den Raum abgegeben, bzw. die Energie des Raumes aufgenommen. Aufgrund der großen Speichermasse liegt allerdings bei der Aufnahme und Abgabe der Energie eine hohe Trägheit vor. Für das Zeitverhalten der Steuerungs- und Regelungstechnik ist entscheidend in welcher Position die Rohrregister in der Betondecke angeordnet sind. Die Anordnung ermöglicht, lokal, unterschiedliche Wärmeleistungen, zu unterschiedlichen Zeiten transportieren zu können. Aufgrund der hohen Aufbauhöhe (Position in der Mitte des Betons) wird die Betonkerntemperierung meist nur in Neubauten eingesetzt [ENO2011], [BIN2007].

Fußbodentemperierung

Bei der Fußbodentemperierung werden die Rohrregister direkt in den Estrich des Fußbodens integriert. Wie bei der Betonkerntemperierung werden meist Rohrschlangen aus Kunststoff eingesetzt. Durch die oberflächennahe Positionierung wird versucht den größten Teil der Wärme direkt an den Raum abzugeben und nicht in der Betonmasse des Fußbodens zu speichern. Allerdings liegt auch bei diesem System durch seine große Rohrregister- bzw. Wärmeübertragungsfläche eine hohe Trägheit vor.

Zwei-Flächen Bauteiltemperierung

Die Zwei-Flächen Bauteiltemperierung ist eine Kombination von Kapillarrohr und Betonkerntemperierung. Die Kapillarrohre werden oberflächennah in den Putz integriert. Die Betonkernaktivierung erfolgt durch Rohrregister direkt im Betonkern. Durch diese Systemkombination wird eine höhere Dynamik bei der Wärmeab- bzw. Wärmeaufnahme erreicht. Durch die doppelte Verrohrung liegen allerdings die Investitionskosten deutlich höher als bei einem einfachen Thermoaktiven Bauteilsystem.

2.2.2 Prinzip von Thermoaktiven Bauteilsystemen (TABS)

Alle Thermoaktiven Bauteilsysteme besitzen große Wärme übertragende Flächen (Rohrregister). Diese bauphysikalische Gegebenheit ermöglicht es das Transportmedium (Wasser) mit vergleichsweise geringen Temperaturdifferenzen gegenüber der Raumtemperatur zu fahren und dennoch hohe Wärmeleistungen zu übertragen. Die übertragene Wärmeleistung ist das Produkt aus Wärmeübertragender Fläche mit Wärmedurchgangskoeffizient (zwischen Transportmedium Wasser und Wärmedeumium Luft) und der Temperaturdifferenz zwischen Transportmedium und Raum. Verhältnismäßig niedrige Temperaturen beim Transportmedium bedeuten einen geringeren Energieaufwand bei der Energiebereitstellung und ermöglichen nachhaltige Energiequellen einzusetzen. Der große Nachteil bei großflächigen Wärmeübertragungssystemen mit niedrigen Temperaturdifferenzen ist das dynamische Verhalten. Solche Systeme haben eine hohe Trägheit. Plötzlich auftretende Störungen (Temperaturabfall oder Temperaturerhöhungen) können mit heute üblicher Steuer- und Regelungstechnik nur schlecht oder gar nicht entgegengewirkt werden [ENO2011], [BIN2007].

2.2.3 Energiequellen, Energiebereitstellung bei Thermoaktiven Bauteilsystemen (TABS)

Durch die großen Wärme übertragenden Flächen werden Thermoaktive Bauteilsysteme mit geringen Temperaturdifferenzen zur Raumtemperatur gefahren. Bei TABS liegen die Kühlwassertemperaturen meist im Bereich zwischen 18 und 22 °C. Es sind Kondensationserscheinungen zu vermeiden, meist wird deshalb eine absolute Temperaturuntergrenze von 17 °C gewählt. Die Heizwassertemperaturen liegen maximal im Bereich zwischen 27 und 29 °C. Vergleichsweise liegen die Heizwassertemperaturen bei Heizkörpersystemen im Bereich bei 65 °C bis 75 °C. Diese extrem niedrigen Temperaturen bei Thermoaktiven Bauteilsystemen ermöglichen es natürliche Wärmequellen (Heizfall) und Wärmesenken (Kühlfall) wie beispielsweise das Erdreich, das Grundwasser oder die Außenluft zum Einsatz zu bringen.

Je nach örtlichen Gegebenheiten kommen unterschiedliche Systeme für den Energiebezug zum Einsatz. Auszugsweise können dies in Anlehnung an [ENO2011], [BIN2007] folgende sein:

- **Erdsonden**
Erdverlegtes SONDENSYSTEM, dass in ein 50 bis 100 m tiefes Bohrloch eingelassen wird, Je nach Jahreszeit wird Wärme an das Erdreich abgegeben oder vom Erdreich aufgenommen.
- **Energiepfähle**
Gründungspfähle eines Gebäudes, die 20 bis 30 m in den Boden reichen und als Erdwärmesonden genutzt werden.
- **Bodenplatten**
Über geeignete Verrohrung der Bodenplatte kann in bestimmtem Umfang Wärme an das Erdreich abgeführt oder vom Erdreich aufgenommen werden.
- **Rückkühlwerke**
Wärme kann auch über ein Rückkühlwerk an die Außenluft abgegeben werden. Hierfür sind Trocken- und Nasskühltürme geeignet. Im Unterschied zum Erdreich kommt hier die Außenluft im Winter nicht als Wärmequelle in Frage.
- **Grundwasser**
Bohrungen bis in wassertragende Schichten, um an Grundwasser zu gelangen. Grundwasser besitzt ganzjährig eine Temperatur zwischen 8 bis 12 °C. Es ist somit eine gute Wärmequelle bzw. –senke.

2.2.4 Funktionsprinzip und dynamisches Verhalten der Betonkerntemperierung

Um die Vorgänge der Betonkernaktivierung zu beschreiben, werden die Begriffe „Laden“, „Speichern“ und „Entladen“ verwendet. Im Folgenden werden diese Begriffe erläutert und schematisch der Heizfall und Kühlfall dargestellt.

Der **Ladevorgang** bezeichnet das thermische Be- und Entladen der Betondecke für Heiz- und Kühlvorgänge. Dies geschieht durch Zirkulation von warmem oder kaltem Wasser durch die im Bauteil integrierten Rohrregister. Der Wassermassenstrom gibt je nach Wassertemperatur und Betondeckentemperatur Wärme ab oder nimmt sie auf. Die Parameter der Steuerung dieses Vorgangs sind:

- Wasservorlauftemperatur (T_{VL}),
- Rücklauftemperatur (T_{RL}),
- Wassermassenstrom (\dot{m}),
- Ladezeit (t_{Pumpe}).

Die größte Schwierigkeit besteht darin, das **dynamische Verhalten** des Betonkerntemperierungssystems auszureichend in der Steuerungsautomation zu berücksichtigen. Es muss ausreichend Wärme- bzw. Kälteenergie für die am folgenden Tag zu erwartenden thermischen Lasten im Bauteil eingelagert werden. Nur so ist es möglich mit minimalstem Energieeinsatz den Raum zu temperieren. Gelingt es nicht exakte **Vorhersagen bezüglich Wärme- bzw. Kältebedarf** eines Raumes zu treffen, kommt es systembedingt zu Ladereserven (Überladung) und einem erhöhten Energieeinsatz. Aus erhöhten Ladereserven entstehen **Überhitzungen** oder **Unterkühlungen** der Räume. Dies bedeutet Komforteinbußen für den Nutzer, was sich mit Unbehagen im Temperaturempfinden widerspiegelt [BIN2007].

Das **Speichern** ist die zeitliche Differenz zwischen Energieangebot und Energiebedarf. Mit der thermisch aktivierten Betondecke können teilweise zeitliche Verschiebungen von thermischen Lasten bis in die Nachtstunden (meist keine Personenbelegung) erzeugt werden. Durch solare Einstrahlung, Personen und Geräteabwärme (innere Lasten) fällt oft überschüssige Wärme in Räumen an. Diese überschüssige Wärme wird von der gekühlten Betondecke aufgenommen und „zwischen gespeichert“. Als Resultat erhöht sich die mittlere Bauteiltemperatur. Durch diesen Anstieg erfolgt parallel ein Anstieg der operativen Raumtemperatur (Mittelwert aus Luft- und Strahlungstemperatur). Aufgrund der großen thermischen Speichermasse wird der Temperaturanstieg allerdings stark gedämpft [BIN2007].

Das **Entladen** bezeichnet die Abgabe an beziehungsweise die Aufnahme der eingelagerten Wärme aus dem Raum. Mit dem Entladen beginnt somit die Konditionierung des Raums. Der Entladevorgang geschieht zu 60 % über Abgabe von Strahlungswärme und zu 40 % über Abgabe von Konvektionswärme an den Raum. Aufgrund der sehr großen Systemträgheit ist eine raumbezogene, schnelle Temperaturregelung nicht möglich. Der Raumnutzer hat nicht die Möglichkeit direkt in den Entladungsprozess einzugreifen [BIN2007].

In Abb. 2-5 ist das Schema eines Kühlfalles (vgl. Situation heißer Sommertag) dargestellt. Der **Kühlfall** bedeutet, dass die Raumtemperatur über der Deckenoberflächentemperatur liegt. Durch eine hohe solare Einstrahlung und große Transmissionswärmegewinne von Außen wird der Raum ungewollt aufgeheizt. Die Betondeckenmasse ist bereits mit Kälteenergie beladen. Dies bedeutet die Betondecke wurde in der Nacht zuvor mit kaltem Wasser zirkuliert und abgekühlt. Zu Zeiten der hohen thermischen Lasten entlädt die Betondecke ihre gespeicherte Kälteenergie und entzieht somit dem Raum überflüssige thermische Lasten. Der Raum wird gekühlt.

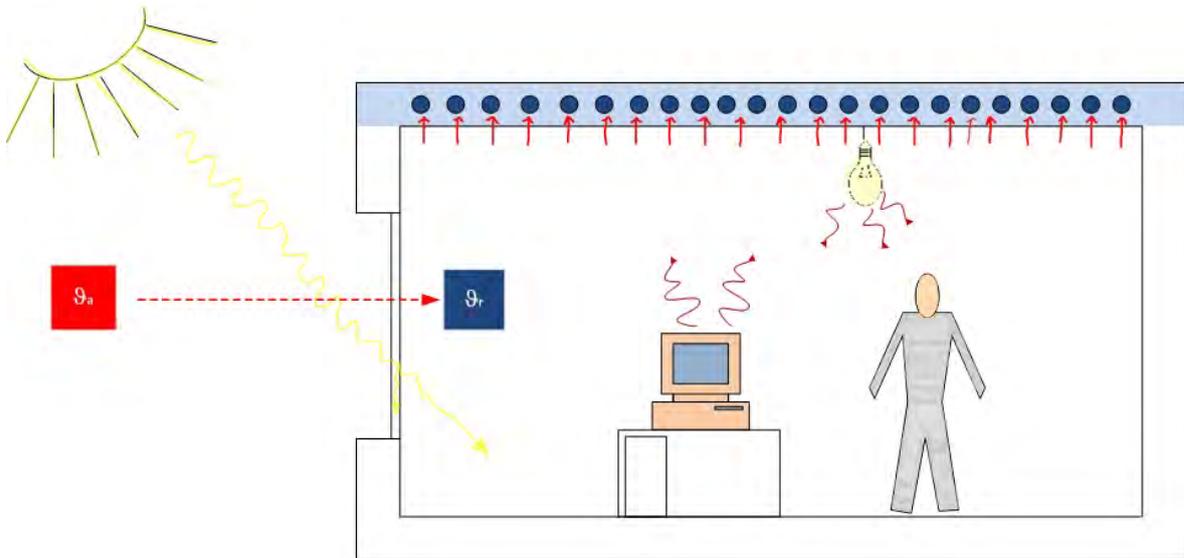


Abb. 2-5: Schema Kühlfall (Flächenkühlung): Betonkernaktivierung wird verwendet, um die inneren thermischen Lasten abzuführen und somit ein angenehmes Raumklima für den Nutzer zu erschaffen. Blaues Rohrregister wird mit kaltem Wasser durchströmt und kühlt somit die Betondecke (Betonmasse) herab. Die Betondecke wird mit „Kälteenergie“ beladen. Es erfolgt eine Wärmeleitung von Rauminneren zur Betondecke, bzw. zum Rohrregister. Die internen Lasten werden abgeführt.

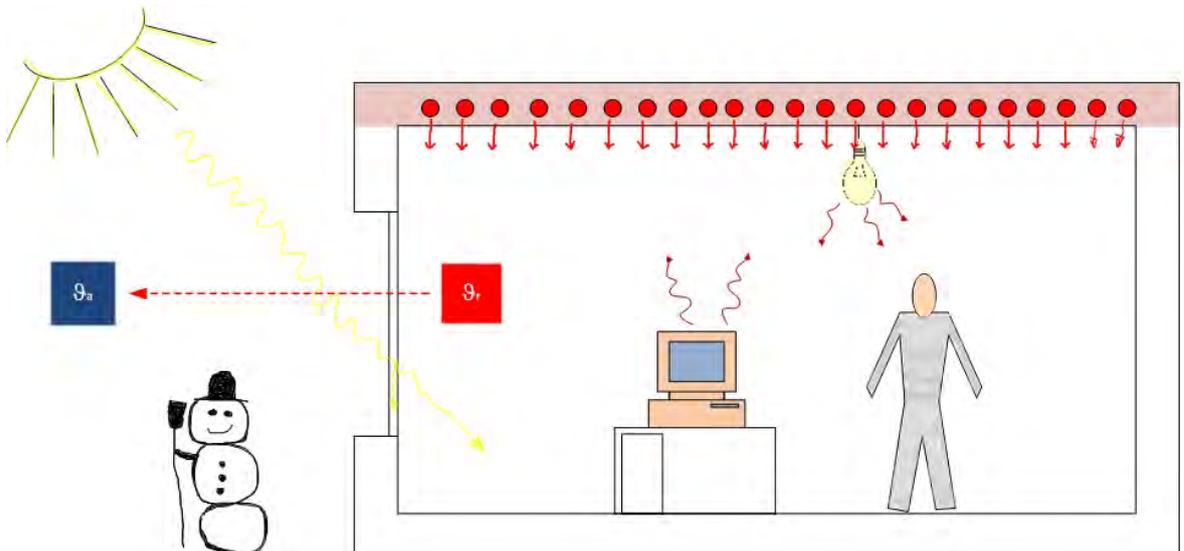


Abb. 2-6: Schema Heizfall (Flächenheizung): Betonkernaktivierung wird verwendet, um den Raum aufzuheizen und somit ein angenehmes Raumklima für den Nutzer zu erschaffen. Rotes Rohrregister wird mit warmen Wasser durchströmt und erwärmt somit die Betondecke (Betonmasse) auf. Die Betondecke wird mit „Wärmeenergie“ beladen. Es erfolgt eine Wärmeleitung von Rohrregister bzw. Betondecke zur Raumluft. Die Raumluft wird erwärmt.

In Abb. 2-6 ist das Schema eines Heizfalles (vgl. Situation kalter Wintertag) dargestellt. Der **Heizfall** bedeutet, dass die Raumtemperatur unter der Deckenoberflächentemperatur liegt. Dies kann unter anderem durch große Transmissionswärmeverluste nach Außen geschehen, der Raum ist zu kühl. Die Betondeckenmasse ist bereits mit Wärmeenergie beladen. Dies bedeutet die Betondecke wurde in der Nacht zuvor mit warmem Wasser zirkuliert und aufgeheizt. Bei Wärmebedarf entlädt die Betondecke ihre gespeicherte Wärmeenergie und gibt somit an den Raum einen Wärmestrom ab. Der Raum wird aufgeheizt.

Der **Selbstregeleffekt** entsteht durch geringe Temperaturunterschiede zwischen aktiver Bauteiloberfläche, weiteren Oberflächen im Raum wie zum Beispiel Wände und der Raumluft. Die Oberflächentemperaturen der thermisch aktivierten Betondecke bewegen sich üblich zwischen ca. 21 °C und 25 °C. Eine Flächenkühlung (Kühlfall) tritt ein, sobald die Raumtemperatur oder eine der Oberflächentemperaturen über der Deckenoberflächentemperatur liegen. Eine Flächenheizung (Heizfall) tritt ein, sobald die Raumtemperatur oder eine der Oberflächentemperaturen unter der Deckenoberflächentemperatur liegt. Die Temperaturverhältnisse können sich über den Tag verändern. So kann beispielsweise morgens bei nichtbelegtem Raum (wenige Personenlasten, elektrische Geräte, etc.) eine Deckenoberflächentemperatur von 20 °C und eine Raumtemperatur von 18 °C vorliegen. Diese Temperaturdifferenz verursacht ein Beheizen des Raumes. Im Laufe des Tages erhöht sich die Raumtemperatur auf 21 °C, da immer mehr äußere und innere Lasten den Raum aufheizen. Die Deckenoberfläche hat weiterhin eine Temperatur von 20 °C. Nun liegt eine umgekehrte Temperaturdifferenz von Raum zu Deckenoberfläche vor, der Kühlfall tritt ein. Diese Gegebenheit wird Selbstregeleffekt bezeichnet, da die Wärmeübertragung „ein Stück weit“ selbst geregelt wird [BIN2007].

Der Selbstregeleffekt reicht allerdings nicht aus, um ein Thermoaktives Bauteilsystem bedarfsoptimiert und energieeffizient zu steuern oder zu regeln. Meist werden Thermoaktive Bauteilsysteme gesteuert und nicht geregelt, da Thermoaktive Bauteilsysteme je nach Regelparameter für einen geschlossenen Regelkreis zu träge sind. Heutzutage gibt es verschiedene Betriebsverfahren mit denen Thermoaktive Bauteilsysteme gesteuert werden. Im folgenden Abschnitt werden die heute üblichen Steuerungs- und Regelungsverfahren im Bereich der Thermoaktiven Bauteilaktivierung erläutert und hinsichtlich Energieeinsparpotenziale bewertet. Anschließend erfolgt eine Übersichtsdarstellung der vorhandenen Optimierungs- und Energieeinsparpotenziale im Bereich der Regelungsverfahren. Zum Schluss werden bekannte prädiktive Steuer- und Regelungsverfahren aus der Gebäudeautomation aufgezählt.

3 Potenzialanalyse bzgl. Einsatz von prädiktiven Betriebsverfahren in der Gebäudetechnik

Erstellt durch: Hochschule Offenburg

3.1 Steuer- und Regelungsverfahren im Bereich von Thermoaktiven Bauteilsystemen

Bei Thermoaktiven Bauteilsystemen werden meist keine herkömmlichen Regelungsverfahren eingesetzt. Die Regelstrecke TABS weist dabei große Verzögerungszeiten (Systemträgheit) auf bedingt durch die enormen zu erwärmenden thermischen Massen der Betonteile. Die Schwierigkeit besteht darin plötzlichen Temperaturänderungen im Raum, die durch thermische Laständerungen (Solare Gewinne, interne Gewinne, etc.) resultieren, entgegenzuwirken. Bei herkömmlichen Regelverfahren, werden diese Störgrößen durch schnelle Änderungen bei der Heiz- oder Kühlleistung ausgeregelt. Bei Thermoaktiven Bauteilsystemen ist es nicht möglich durch Stellgrößenveränderungen solche Störgrößen dynamisch aus zu regeln.

Folgende Fragen gilt es zu erörtern:

- Welche Steuer- und Regelstrategien werden bei Thermoaktiven Bauteilsystemen angewandt?
- In welchem Maße kann die Steuerung/Regelung thermischen Störeinflüssen entgegen wirken?
- Welche Auswirkungen haben die Steuer- und Regelstrategien auf den thermischen Komfort im Raum?
- Wie wirken sich die Steuer- und Regelstrategien auf die Energieaufwendung aus?

Um Antworten auf die oben genannten Fragen zu finden, werden im Folgenden die üblichen Betriebsweisen, sowie Steuerungs- und Regelungsverfahren von Thermoaktiven Bauteilsystemen dargestellt.

Die Dauer der Energiebeladung mit Wärme- oder Kälteenergie wird mit der Betriebsweise charakterisiert. Meist werden die Betriebsweise „Tag-Nacht-Betrieb“, der „Durchgehende Betrieb“ oder der „Taktbetrieb“ angewandt.

Beim **Tag-Nacht-Betrieb** wird das thermoaktive Bauteil nachts, außerhalb der Nutzungszeit, mit Wärme- oder Kälteenergie beladen. Bei diesem Ladevorgang steht nur eine begrenzte Ladezeit zur Verfügung. Zugleich muss genügend Speicherkapazität (bspw. Betonmasse) vorhanden sein, um die Decke soweit aufzuheizen oder abzukühlen, damit tagsüber ausreichend Energie zur Verfügung steht. Real ist dies kaum möglich. Meist wird mehr Energie als erforderlich gespeichert und zugleich eine erhöhte Schwankungsbreite bei der Raumtemperatur zugelassen. In Abb. 3-1 ist

schematisch die Pumpenbetriebszeit für einen Tag-Nacht-Betrieb dargestellt. In der Praxis variiert je nach Anwendungsfall die Start und Stopp Zeit [BIN2007].

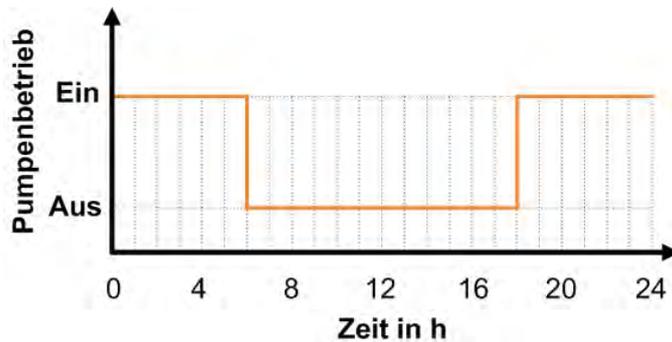


Abb. 3-1: Thermoaktive Bauteilsysteme: Betriebsweise Tag-Nacht-Betrieb, Darstellung der Pumpenbetriebslaufzeit für einen Tag

Beim **Durchgehenden Betrieb** erfolgt die Beladung des thermoaktiven Bauteils, wie der Name bereits verrät, 24 Stunden durchgehend. Hierzu muss allerdings die Wärmequelle oder Wärmesenke durchgehend zur Verfügung stehen. Der durchgehende Betrieb ist in Abb. 3-2 dargestellt und zeichnet sich mit einer langen Pumpenlaufzeit und somit hohem Pumpenenergieaufwand aus [BIN2007].

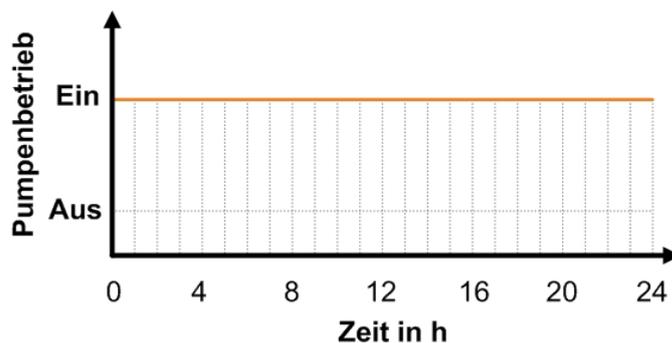


Abb. 3-2: Thermoaktive Bauteilsysteme: Betriebsweise Durchgehender Betrieb, Darstellung der Pumpenbetriebslaufzeit für einen Tag

Beim **Taktbetrieb** erfolgt die Beladung des Bauteils in vordefinierten Zeitintervallen. Die Größe des Zeitintervalls hängt stark vom angewandten Steuerungs- oder Regelungsverfahren ab. Eine Taktung erbringt Vorteile bei der aufzuwendenden Transportenergie (Pumpenenergieaufwand). Mit der Taktung wird die Nettolaufzeit der Pumpe verringert. Allerdings muss das Management der Taktung an die Gebäudecharakteristik angepasst sein, damit zu Zeiten ohne Betrieb ausreichend Leistung zur Temperierung zur Verfügung steht. In Abb. 3-3 ist eine kontinuierliche Pumpentaktung mit Laufzeitintervallen von einer Stunde dargestellt. In Abb. 3-4 ist beispielhaft eine diskontinuierliche Pumpentaktung dargestellt. Die diskontinuierliche Pumpentaktung erfolgt auf Basis regelungsabhängiger Stellgrößenänderungen oder durch Vorgaben eines definierten Lademanagements. Bei den bisherig eingesetzten Regelverfahren findet sie jedoch fast keine Anwendung.

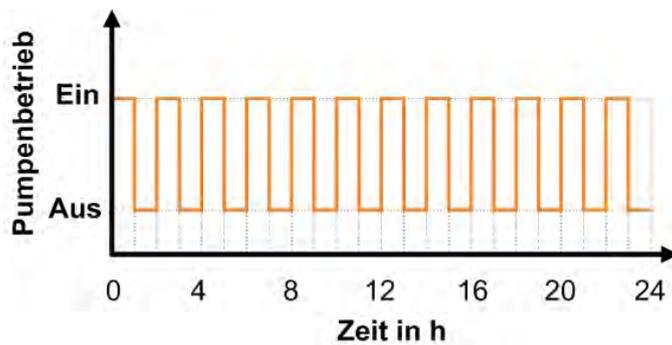


Abb. 3-3: Thermoaktive Bauteilsysteme: Betriebsweise kontinuierlicher Taktbetrieb, Darstellung der Pumpenbetriebslaufzeit für einen Tag

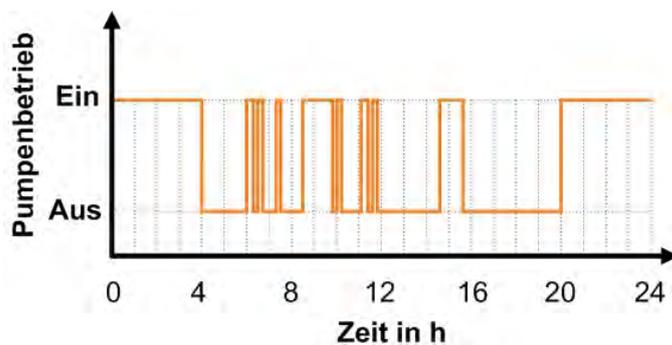


Abb. 3-4: Thermoaktive Bauteilsysteme: Betriebsweise diskontinuierlicher Taktbetrieb, Darstellung der Pumpenbetriebslaufzeit für einen Tag

Angewandte Steuer-/Regelungsverfahren im Bereich der thermoaktiven Bauteilsysteme sind:

(A) Vorlauftemperaturregelung als Funktion der Außentemperatur

Die Vorlauftemperatur wird witterungsbedingt geregelt. Das bedeutet sie wird anhand der realen Außentemperatur geführt. Der Vorlauftemperatursollwert wird gemäß einer Heiz- bzw. Kühll Kennlinie bei entsprechender Außentemperatur eingestellt. In Abb. 3-5 ist ein Beispiel einer möglichen Heiz- bzw. Kühll Kennlinie für Vorlauftemperaturregelung als Funktion der Außentemperatur dargestellt. In Tabelle 3-1 sind die Sensoren für diese Regelung aufgelistet und desweiteren wird die Systemdynamik, der Energieverbrauch und der Komfort bewertet.

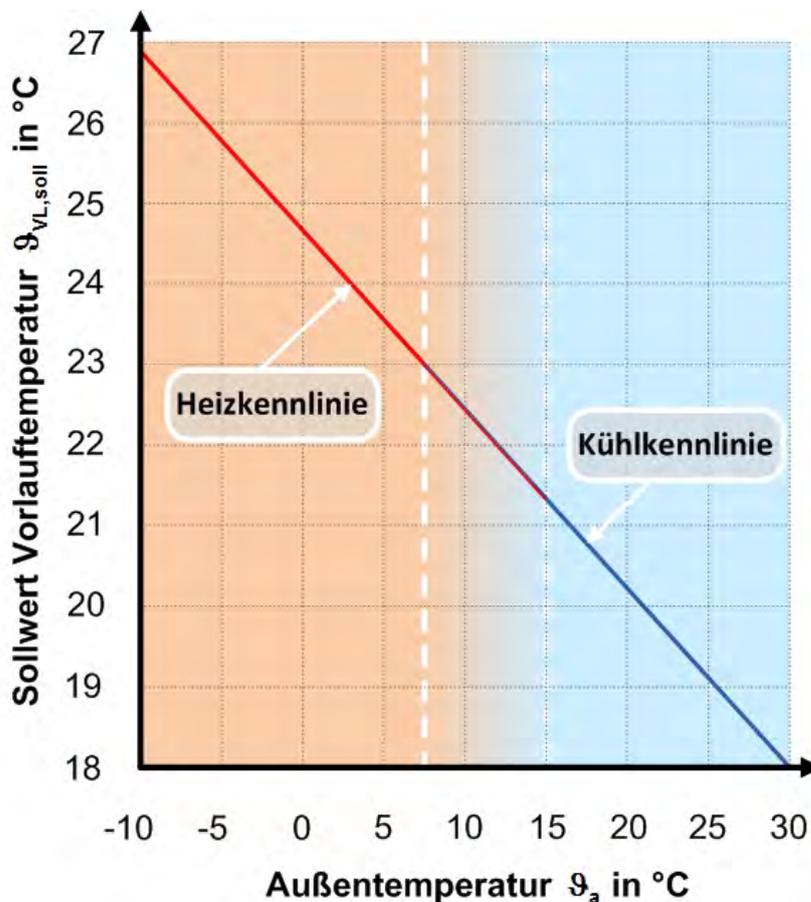


Abb. 3-5: Schema einer Heiz- bzw. Kühllkennlinie für die Vorlauftemperaturregelung bei Thermoaktiven Bauteilsystemen. Die Vorlauftemperaturregelung geschieht als Funktion der Außentemperatur. In Bezug zu [TÖD2009]

Tabelle 3-1: Bewertung, Regelung der Vorlauftemperatur als Funktion der Außentemperatur

Sensoren	<ul style="list-style-type: none"> • T_{VL} (Temperatur Vorlaufwasser) • T_A (Temperatur Außenluft)
Dynamik	<p>(-) (-) sehr träge, systembedingt</p> <ul style="list-style-type: none"> • Schnelle Erfassung in der Änderung der Außentemperatur. • Keine Berücksichtigung der solaren Strahlung oder interne Lasten. • T_{VL} wird somit durch „falsche“ oder „fehlerhafte“ Information geregelt. • Lange Zeitdauer zwischen Erfassung der Laständerung und der Leistungsänderung (Erreichen des neuen Sollwert T_{VL}).
Energie	<p>(-) (-) Energiebezug bei kontinuierlichem Betrieb sehr hoch</p> <ul style="list-style-type: none"> • Der Tagesgang der Außentemperatur verursacht starke Schwankungen in der Vorlauftemperatur. <ul style="list-style-type: none"> → Hohe Leistungsspitzen, große, unnötige Energiebelastung → Häufiges Umschalten zwischen Heizen und Kühlen
Komfort	<p>(-) (-) Neigung zu großen Überhitzungen und Unterkühlungen</p> <ul style="list-style-type: none"> • Keine konstanten Raumtemperaturen. • Hohe Wechselrate zwischen Heizen und Kühlen. • Trägheit verursacht evtl. zeitlichen Drift der behaglichen Raumtemperaturen in Bereiche außerhalb der Nutzungszeit.

(B) Vorlauftemperaturregelung als Funktion der gleitenden Außentemperatur der letzten 24 Stunden

Meist erfolgt die Wärmeabgabe des Rohrregistersystems träger als der Wärmetransport durch die Fassade. Schnellen Wechseln in der Außentemperatur und somit des Wärmetransport durch die Fassade können nicht kompensiert werden. Bei einer herkömmlichen Außentemperaturgeführten Vorlauftemperaturregelung verursachen große Schwankungen in der Außentemperatur große Schwankungen bei der Vorlauftemperatur. Diese wiederum führen zu großen Überhitzungen und Unterkühlungen der zu konditionierenden Räume.

Mit einer Regelung der Vorlauftemperatur anhand des gleitenden Mittelwerts der Außentemperatur kann diesem Problem entgegengewirkt werden. Der gleitende Mittelwert der Außentemperatur wird über die letzten 24 Stunden gebildet. Somit hängt die Vorlauftemperatur immer noch von der Außentemperatur ab. Durch die Mittelung der Außentemperatur der letzten 24 Stunden entsteht eine Verzögerung bezüglich der Reaktion auf starke Außentemperaturänderungen (z.B. extremer Temperaturanstieg). Durch diese „gedämpfte“ Führung wird erreicht, dass die Vorlauftemperatursollwertänderungen verhältnismäßig klein ausfallen. Hierdurch wird der Wechsel zwischen Heizen und Kühlen reduziert. Im Mittel wird die benötigte Energie annähernd korrekt zu- oder abgeführt.

In Tabelle 3-2 sind die Sensoren für diese Regelung aufgelistet und desweiteren wird die Systemdynamik, der Energieverbrauch und der Komfort bewertet [TÖD2009].

Tabelle 3-2: Bewertung, Regelung der Vorlauftemperatur als Funktion des Mittelwerts der gleitenden Außentemperatur der letzten 24 Stunden

Sensoren	<ul style="list-style-type: none"> • T_{VL} (Temperatur Vorlaufwasser) • T_A (Temperatur Außenluft)
Dynamik	(-) träge, Dynamikanpassung durch Mittelwertbildung (keine Peaks) <ul style="list-style-type: none"> • Änderungen in der Außentemperatur werden gemittelt (24 Stunden). • Keine Berücksichtigung der solaren Strahlung oder interne Lasten. • Lange Zeitdauer zwischen Erfassung der Laständerung und der Leistungsänderung (Erreichen des neuen Sollwert T_{VL}).
Energie	(±) Energiebezug bei kontinuierlichem Betrieb hoch <ul style="list-style-type: none"> • Der Tagesgang der Außentemperatur wird berücksichtigt, allerdings durch Mittelung stark geglättet. → Reduktion der Leistungsspitzen. → Reduktion des Umschaltens zwischen Heizen und Kühlen.
Komfort	(-) Weniger Überhitzungen und Unterkühlungen <ul style="list-style-type: none"> • Geringe Wechselrate zwischen Heizen und Kühlen. • Reduktion der Über- bzw. Unterschreitungen im Raumtemperaturkomfortbereich. • Trägheit des Systems und Information über die letzten 24 Stunden Mittelung verursacht evtl. geringe zeitliche Drifte von behaglichen Raumtemperaturen in Bereiche außerhalb der Nutzungszeit.

(C) Rücklauftemperaturregelung als Funktion der Außentemperatur

Die Rücklauftemperaturregelung regelt die Rücklauftemperatur witterungsbedingt. Das bedeutet sie wird anhand der realen Außentemperatur geführt. In der Rücklauftemperatur sind Informationen über die Störgröße „aktuelle Wärmegewinne“ (Raumtemperaturänderungen) im zu konditionierenden Raum enthalten. Mit der Regelung der Rücklauftemperatur können somit die Unsicherheiten bzgl. auftretender Wärmegewinne besser bewerkstelligt werden. Bei dieser Art der Regelung besteht das Potenzial kleinere Raumtemperaturkomfortbereiche zuzulassen als es mit einer Vorlauftemperaturregelung möglich wäre.

In Abb. 3-6 ist ein Beispiel einer möglichen Heiz- bzw. Kühll Kennlinie für eine Rücklauftemperaturregelung als Funktion der Außentemperatur dargestellt. Aufgrund der Temperaturdifferenz von Vorlauftemperatur zu Rücklauftemperatur verlaufen die Heiz- bzw. Kühll Kennlinien für Rücklauftemperatursollwerte „flacher“ als diejenigen für die Vorlauftemperatursollwerte. In Tabelle 3-3 sind die Sensoren für diese Regelung aufgelistet und desweiteren wird die Systemdynamik, der Energieverbrauch und der Komfort bewertet [TÖD2009].

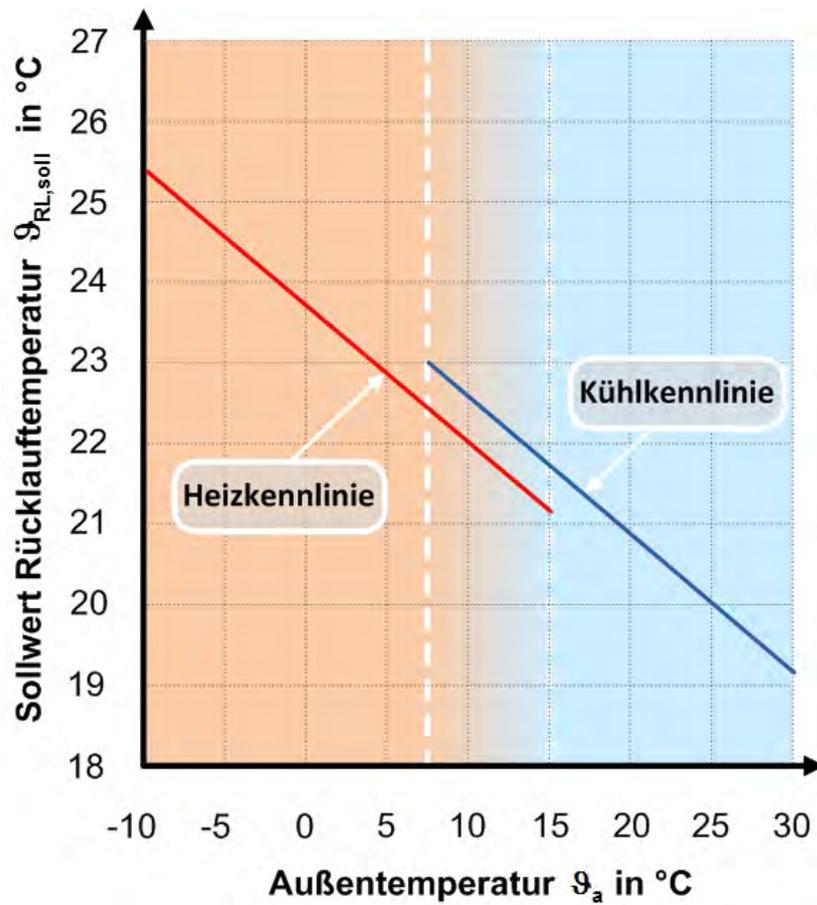


Abb. 3-6: Schema einer Heiz- bzw. Kühlkennlinie für die Rücklauftemperaturregelung bei Thermoaktiven Bauteilsystemen. Die Rücklauftemperaturregelung geschieht als Funktion der Außentemperatur. In Bezug zu [TÖD2009]

Tabelle 3-3: Bewertung, Regelung der Rücklauf­temperatur als Funktion der Außentempera­tur

Sensoren	<ul style="list-style-type: none"> • T_{RL} (Temperatur Rücklaufwasser) • T_A (Temperatur Außenluft)
Dynamik	<p>(-) (-) sehr träge, systembedingt</p> <ul style="list-style-type: none"> • Schnelle Erfassung in der Änderung der Außentemperatur. • Berücksichtigung der solaren Strahlung und internen Lasten (als Information in der Rücklauf­temperatur). • Lange Zeitdauer zwischen Erfassung der Laständerung und der Leistungs­änderung (Erreichen des neuen Sollwert T_{RL}).
Energie	<p>(-) Energiebezug bei kontinuierlichem Betrieb sehr hoch</p> <ul style="list-style-type: none"> • Der Tagesgang der Außentemperatur verursacht starke Schwankungen in dem Rücklauf­temperatursollwert. → Häufiges Umschalten zwischen Heizen und Kühlen → Hohe Leistungsspitzen, große, unnötige Energiebelastung
Komfort	<p>(-) Neigung zu vermehrten Überhitzungen und Unterkühlungen</p> <ul style="list-style-type: none"> • Information über Raumtemperatur (-änderungen) in Rücklauf­temperaturver­lauf enthalten. • Keine „konstanten“ Raumtemperaturen. • Hohe Wechselrate zwischen Heizen und Kühlen. • Trägheit verursacht evtl. zeitlichen Drift der behaglichen Raumtemperaturen in Bereiche außerhalb der Nutzungszeit.

(D) Rücklauf­temperaturregelung als Funktion der gleitenden Außentemperatur der letzten 24 Stunden

Die Rücklauf­temperaturregelung als Funktion der gleitenden Außentemperatur der letzten 24 Stunden ist vergleichbar mit der Vorlauf­temperaturregelung als Funktion der gleitenden Außentemperatur der letzten 24 Stunden.

Mit einer Regelung der Rücklauf­temperatur anhand des gleitenden Mittelwerts der Außentemperatur wird vermieden, dass schnelle Wechsel in der Außentemperatur zu schnellen Wechseln bei Sollwertparametrierung führen.

Der gleitende Mittelwert der Außentemperatur wird über die letzten 24 Stunden gebildet. Somit hängt die Rücklauf­temperatur immer noch von der Außentemperatur ab. Durch die Mittelung der Außentemperatur der letzten 24 Stunden entsteht eine Verzögerung bezüglich der Reaktion auf starke Außentemperaturänderungen (z.B. extremer Temperaturanstieg). Durch dieses „gedämpfte“ Verhalten wird erreicht, dass die Rücklauf­temperatursollwertänderungen verhältnismäßig klein ausfallen. Hierdurch wird der Wechsel zwischen Heizen und Kühlen reduziert. Im Mittel wird die benötigte Energie annähernd korrekt zu- oder abgeführt.

In Tabelle 3-4 sind die Sensoren für diese Regelung aufgelistet und desweiteren wird die Systemdynamik, der Energieverbrauch und der Komfort bewertet. [TÖD2009]

Tabelle 3-4: Bewertung, Regelung der Rücklauftemperatur als Funktion des Mittelwerts der gleitenden Außentemperatur der letzten 24 Stunden

Sensoren	<ul style="list-style-type: none"> • T_{RL} (Temperatur Rücklaufwasser) • T_A (Temperatur Außenluft)
Dynamik	(-) träge, Dynamikanpassung durch Mittelwertbildung (keine Peaks) <ul style="list-style-type: none"> • Änderungen in der Außentemperatur werden gemittelt (24 Stunden) • Berücksichtigung der solaren Strahlung oder interne Lasten (Als Information in der Rücklauftemperatur). • Lange Zeitdauer zwischen Erfassung der Laständerung und der Leistungsänderung (Erreichen des neuen Sollwert T_{RL}).
Energie	(±) Energiebezug bei kontinuierlichem Betrieb hoch <ul style="list-style-type: none"> • Der Tagesgang der Außentemperatur wird berücksichtigt, allerdings durch Mittelung stark geglättet → Reduktion der Leistungsspitzen → Reduktion des Umschaltens zwischen Heizen und Kühlen
Komfort	(±) Weniger Überhitzungen und Unterkühlungen <ul style="list-style-type: none"> • Geringe Wechselrate zwischen Heizen und Kühlen. • Reduktion der Über- bzw. Unterschreitungen im Raumtemperaturkomfortbereich. • Information über Raumtemperatur (-änderungen) in Rücklauftemperaturverlauf enthalten. • Trägheit des Systems und Information über die letzten 24 Stunden Mittelung verursacht evtl. geringe zeitliche Drifte von behaglichen Raumtemperaturen in Bereiche außerhalb der Nutzungszeit.

(E) Außentemperaturgeführte Regelung des Mittelwerts zwischen Vorlauf- und Rücklaufwassertemperatur

Diese Art der Regelung ist eine „Verknüpfung“ von Regelstrategie (A) und Regelstrategie (C). Die mittlere Wassertemperatur ist der gebildete Mittelwert von Vorlaufwassertemperatur und Rücklaufwassertemperatur.

$$T_{mW} = \frac{1}{2} \cdot (T_{VL} + T_{RL})$$

Die internen Raumkonditionen beeinflussen durch die Wärmeübertragung den Wert der Wasserrücklauftemperatur. Beispielsweise wird bei einem Kühlvorgang die Wasserrücklauftemperatur ansteigen, wenn interne Lasten und äußere Lasten die Raumtemperatur

anheben. Ein Anstieg der Raumtemperatur führt zu einer erhöhten Temperaturdifferenz zwischen Raumluft und Betondecke und erhöht den Wärmeabtransport und somit letztlich die Rücklaufwassertemperatur, welche erfasst wird.

Um nun solchen internen Lasten entgegenzuwirken muss die Vorlaufwassertemperatur herabgesenkt werden. Eine Regelung der mittleren Wassertemperatur auf einen konstanten Wert hätte zu Folge, dass ein Anstieg der Rücklaufwassertemperatur automatisch durch eine Abnahme der Vorlauf-Temperatur kompensiert wird. Somit wird die Kühlleistung der Laständerung angepasst, allerdings zeitlich versetzt. In Tabelle 3-5 sind die Sensoren für diese Regelung aufgelistet und desweiteren wird die Systemdynamik, der Energieverbrauch und der Komfort bewertet [VEL2002].

Tabelle 3-5: Bewertung, Regelung der Außentemperaturgeführte Regelung des Mittelwerts zwischen Vorlauf- und Rücklaufwassertemperatur

Sensoren	<ul style="list-style-type: none"> • T_{VL} (Temperatur Vorlaufwasser) • T_{RL} (Temperatur Rücklaufwasser) • T_A (Temperatur Außenluft)
Dynamik	(-) (-) sehr träge, systembedingt <ul style="list-style-type: none"> • Schnelle Erfassung in der Änderung der Außentemperatur. • Berücksichtigung der solaren Strahlung und internen Lasten (als Information in der Rücklauftemperatur). • Sehr kleine Änderung bei der Kühlleistung/Heizleistung, durch geringe Änderung von T_{VL}. • Lange Zeitdauer zwischen Erfassung der Laständerung und der Leistungsänderung.
Energie	(-) Energiebezug bei kontinuierlichem Betrieb hoch <ul style="list-style-type: none"> • Einer geringen Energieabgabe durch kleine Temperaturdifferenzen steht bei einem bei kontinuierlichem Betrieb ein hoher Pumpenenergieaufwand gegenüber.
Komfort	(-) (-) Neigung zu vermehrten Überhitzungen und Unterkühlungen <ul style="list-style-type: none"> • Aufgrund der sehr kleinen Leistungsänderungen ist System oft zu träge um Laständerungen rechtzeitig entgegenzuwirken. • Vermehrte Über- bzw. Unterschreitungen des Raumtemperaturkomfortbandes (keine „konstanten“ Raumtemperaturen). • Trägheit verursacht evtl. zeitlichen Drift der behaglichen Raumtemperaturen in Bereiche außerhalb der Nutzungszeit.

(F) Raumtemperaturregelung (Ergänzungsregelstrategie)

Durch die hohe Trägheit der Thermoaktiven Bauteilsystemen ist eine konventionelle Raumtemperaturregelung nicht möglich. Die Raumtemperaturregelung ist somit eine ergänzende Regelstrategie zu den zuvor erläuterten Regelungsstrategien ((A) bis (E)). Mit einer Raumtemperaturregelung kann innerhalb einer Zone eine Beeinflussung der Wirkungsweise

der Thermoaktiven Bauteilsysteme realisiert werden. Hierzu müssen allerdings ausreichend Raumtemperatursensoren installiert sein. Wichtig ist, dass die Raumtemperatursensoren richtig platziert sind.

Mit der Raumtemperaturregelung wird der untere und obere Raumtemperatursollwert korrigiert. Die Raumtemperaturregelung versucht sozusagen den Raumtemperatursollwert so festzulegen, dass mit minimaler Änderung der Heizleistung oder Kühlleistung die Raumtemperatur im Komfortbereich bleibt. In Tabelle 3-6 sind die Vor- und Nachteile dieser Ergänzungsregelungsstrategie dargestellt. Sie variieren stark mit der eingesetzten Basisregelstrategie [TÖD2009].

Tabelle 3-6: Vor- und Nachteile der Ergänzungsregelungsstrategie Raumtemperaturregelung

Nachteile	-	Bei falscher Platzierung des Raumtemperatursensors kann sich der Komfort im Raum verschlechtern (Sensor muss so platziert sein, dass Bei Betrieb des Thermoaktiven Bauteilsystems jederzeit eine aussagekräftige Raumtemperatur gemessen wird.)
	-	Aufgrund der Systemträgheit wirken die Korrekturen der Raumtemperaturregelung stark verzögert. Dies bedeutet, von Tag zu Tag liegen geringe Verbesserungen vor. Kurzfristige Verbesserungen sind nicht möglich.
Vorteile	+	Bei fehlerhaft eingestellten Heiz- und Kühllinien kann der Komfort durch diese Regelungsergänzung verbessert werden
	+	Durch diese Regelungsergänzung kann der Aufwand zur Inbetriebnahme und vor allem der Aufwand der Betriebsoptimierung reduziert werden
	+	Die Raumtemperaturregelung passt sich langsam, bis dato nicht voraus-sagbaren Änderungen der Wärmegewinne an. Hierdurch kann die Energieeffizienz durch Ausnützen des vollen Komfortbandes und Reduktion der Umschaltungen zwischen Heizen und Kühlen verbessert werden.

[TÖD2009]

(G) Taktbetrieb der Pumpe (Ergänzungsregelstrategie)

Der Taktbetrieb ist eine Ergänzungsregelstrategie und kann mit den zuvor beschriebenen Regelstrategien ((A) bis (E)) kombiniert werden. Bei Aufschaltung eines Taktbetriebs verändert sich die Betriebsweise von Dauerbetrieb zu Taktbetrieb. Die Pumpe wird in Intervallen betrieben. Zu beachten ist, dass diese Ergänzungsregelstrategie auf die Basisregelstrategie angepasst werden muss. Die Grundidee des Taktbetriebs ist, dass den Thermoaktiven Bauteilsystemen kurzzeitig höhere Leistungen zugeführt werden als es im Dauerbetrieb erforderlich wäre. Anschließend erfolgen „Stopp-Phasen“ in denen die Pumpe/n ausgeschaltet sind und somit keine Leistungszufuhr vorliegt. Diese Betriebsweise ermöglicht es die aufzuwendende elektrische Hilfsenergie für die Pumpen zu senken. Die Schwierigkeit der Regelungstechnik besteht darin, die Vorlauftemperatursollwerte des Dauerbetriebs in solche für den Taktbetrieb mit kürzerer Laufzeit umzurechnen [TÖD2009].

Tabelle 3-7: Vor- und Nachteile der Ergänzungsregelungsstrategie Taktbetrieb

Nachteile	<ul style="list-style-type: none">- Durch den Taktbetrieb erfolgt eine Verschlechterung des Komforts. Während der Ausschaltphasen wird evtl. unzureichend Energie zu- oder abgeführt. Diese muss in den Einschaltphasen durch höhere Leistungsabgaben ausgeglichen werden. Höhere Leistungsabgaben werden nur mit größeren Temperaturdifferenzen zwischen Raumtemperatur und Vorlauftemperatur erzielt. Hieraus werden zugleich der Selbstregeleffekt und auch das thermische Raumkomfort negativ beeinflusst.- Es ist schwierig die Zonenvorlauftemperatur im Taktbetrieb zu regeln: Ziel ist es kurze Einschwingphasen zu erhalten, wofür ein schnelles und korrektes Regelverhalten von den Reglern abverlangt wird. Durch die verkürzten Betriebsintervalle und die große Systemträgheit wird dies allerdings nur erschwert möglich.- Schwierig ist der Betrieb im Übergangsbereich zwischen Heizen und Kühlen beim Taktbetrieb. Sobald Umschaltvorgänge zwischen Heizen und Kühlen kurz aufeinanderfolgen wird meist „Energie“ ineffizient genutzt. Dies bedeutet, dass die Energie die Räume nicht vollständig erreicht.
Vorteile	<ul style="list-style-type: none">+ Verbesserung der Energieeffizienz durch Reduktion der Pumpenlaufzeit.+ Es besteht das Potenzial der Vereinfachung von hydraulischen Schaltungen, da durch den Taktbetrieb Ventile zur Regelung „eingespart“ werden können. Hierdurch können die Investitionskosten reduziert werden.+ Steigerung der Energieeffizienz durch Verschiebung der Einschaltphasen in Zeiten, in denen Energie effizienter erzeugt bzw. abgeführt werden kann. Dieser Vorteil variiert allerdings stark mit der Art der Energiequelle.+ Reduktion von elektrischen Energiekosten, durch Verschiebung der Einschaltphasen in Zeiten, in denen die Beladungsenergie kostengünstiger transportiert, erzeugt bzw. abgeführt werden kann. (Bspw. Ausnutzung von Nachtstromtarifen)+ Durch den Taktbetrieb kann die Zeit des Energiebezugs beispielsweise in die Nacht verschoben werden. Hierdurch kann die Anlagengröße der Energiequelle (Bspw. Kältemaschine) reduziert werden, da nun der Gleichzeitigkeitsfaktor bei der Energieabnahme geringer ist. Beispielsweise wird nachts die Energie für die Thermoaktiven Bauteilsysteme verwendet und tagsüber die Energie zum Betreiben von Raumluftechnischen Anlagen. Diese Reduktion der Anlagengröße macht sich besonders bei den Gesamtinvestitionen bemerkbar.

[TÖD2009]

3.2 Stand der Technik bzgl. prädiktiver Steuer- und Regelungsverfahren in der Gebäudeautomation

1. Modellbasierte prädiktive Regelungen in der Heizungs- und Klimatisierungstechnik

- (a) Hans Rudolf Gabathuler, Mikael Bianchi, Esfandiar Shafai: „Pulsbreitenmodulation für Kleinwärmepumpenanlagen“, Bundesamt für Energie, Schweiz, 2005

Regelung der Pulsbreitenmodulation von Kleinwärmepumpenanlagen auf Basis von kommerziellen Reglern. Der Regler verwendet im Sinne der modellprädiktiven Regelung ein Modell des Wärmenutzungssystems für die optimale Verteilung der Heizpulse über der Zeit in Abhängigkeit eines mutmaßlichen zukünftigen Außentemperaturverlaufs. In Phase 4 des Projektes wurde der Regler zu einem selbsteinstellenden Regler weiterentwickelt.

Ergebnisse: Im Vergleich zu einem konventionellen witterungsgeführten Zweipunktregler entfällt die Anpassung der Kennlinie. Die Heizkosten konnten um 10 % reduziert werden. Grund hierfür ist die Verschiebung der Betriebszeiten der Wärmepumpe in den Niedertarif. Komforteinbussen sind dabei nicht entstanden.

- (b) P.Gruber, M-Gweder und J. Tödtli, Siemens Building Technology, Landis & Stäfa Division: „Predictive Control for Heating Applications“, Climate 2000/Napoli 2001 World Congress, 15-18 September 2001, Napoli

Algorithmus zur modellprädiktiven Regelung einer Warmwasser-Zentralheizung. Simulationsbasierte Entwicklung mit späterem Einsatz an realen Gebäuden. Der Regelalgorithmus bedient sich einer Technik zur numerischen Optimierung linearer dynamischer Systeme mit Eingangs-, Eingangsänderungs- sowie Zustandsbeschränkungen. Der Algorithmus ist eine Alternative zur konventionellen Regelstrategie von Heizungssystemen, die mit Hilfe von Heizkurven funktionieren. Das Verfahren bestimmt die optimale Start- und Stopzeit des Heizungssystems.

Ergebnisse: Der thermische Komfort konnte mit einem minimalen Energieeinsatz erreicht werden. Die Berechnungen finden auf einem PC statt. Dieser ist mit einem Energiemanagementsystem der Firma Siemens verbunden. Einsparungen im Vergleich zur konventionellen Regelstrategie wurden nicht aufgezeigt.

- (c) U. Eicker, A. Biesinger und et al., Gebäudetechnik. Simulationsgestützte Automation für die nachhaltige sommerliche Klimatisierung von Gebäuden. Teilaspekt B: Anpassung an Klimatrends und Extremwetter. Themenbereich Gebäudetechnik, Bundesministerium für Bildung und Forschung, Hrsg., Stuttgart, 2010.

Integration von Raum und Gebäudemodellen in die Gebäudeautomationstechnik. Simulationsbasierte Optimierung von der Gebäudeautomation zur Reduzierung, der zur Klimatisierung eingesetzten Energie. Verfahren zur prädiktiven Regelung der Bauteil-

aktivierung. Messkonzepte zur detaillierten Bewertung des Nutzerverhaltens sowie der Anlagenfunktionalität.

Ergebnisse in Bezug auf die prädiktive Regelung der Bauteilaktivierung: Es konnte nachgewiesen werden, dass durch den Einsatz der prädiktiven Algorithmen Einsparungen von 70 % der elektrischen Pumpenenergie sowie 7 % an thermischer Energie eingespart werden konnte. Die Ergebnisse beziehen sich auf den Betrieb von thermoaktiven Bauteilsystemen.

- (d) Himmler, Robert. Methode zur wetterprognosegeführten Regelung von Systemen zur Betonkerntemperierung. Lübeck und Marburg : Tönning, 2008. S. 104 ff.

Durch die Berücksichtigung von Wetterprognosen wird die Energiemenge bestimmt, die nachts der Betondecke zu- bzw. abgeführt werden muss um den thermischen Komfort im Gebäude einhalten zu können. Anhand von Simulationsmodellen wurden verschiedene Regelungsstrategien erprobt.

Ergebnisse: Bei höherem Komfort konnte eine Reduzierung des Primärenergiebedarfs um ca. 10 % im Vergleich zu den konventionellen Regelstrategien erzielt werden. Außerdem konnte der mittlere Heiz- und Kühlleistungsbedarf um 25 % bis 50 % reduziert werden, so dass die Anlagentechnik entsprechend kleiner dimensioniert werden kann.

- (e) Prívvara, Samuel; Široký, Jan; Ferkl, Lukáš; Cigler, Jiří (2011): Model predictive control of a building heating system: The first experience. In: Energy and Buildings 43 (2–3), S. 564–572

Prívvara et al stellen eine modellbasierte prädiktive Regelung für Deckenheizsysteme vor. Die Modellidentifikation erfolgt durch einen Zustandsraumalgorithmus und historische Messwerte. Um Vorhersagen über das thermische Verhalten des Gebäudes machen zu können, werden diverse Wetterprognosen einbezogen. Die Regelung wird in einem großen Universitätsgebäude getestet.

Ergebnisse: Abhängig von der geregelten Zone, konnten Energieeinsparungen von 17 % bis 24 % im Vergleich zur konventionellen Regelung erzielt werden. Der thermische Komfort konnte dabei sehr gut eingehalten werden.

2. Witterungsgeführte Verfahren der konventionellen Regelungstechnik, die auf Basis von Wetterprognosen geführt werden

- (f) Olesen, Bjarne W.; Dossi, Francesco Curro (2004): OPERATION AND CONTROL OF ACTIVATED SLAB HEATING AND COOLING SYSTEMS. In: Building for the Future: The 16th CIB World Building Congress 2004. Online verfügbar unter <http://www.irbnet.de/daten/iconda/CIB1743.pdf>.

Es werden dynamische Computersimulationen mit unterschiedlichen konventionellen Regelstrategien, wie sie in Kapitel 3.1 zu finden sind, anhand von wasserbasierten Flächenheiz- und Kühlsystemen durchgeführt. Zusätzlich zu den konventionellen Stra-

tegien wird ebenfalls der Einsatz von Wettervorhersagen in der außentemperaturgeführten Vorlauftemperaturregelung der Flächentemperierungssysteme untersucht. Ergebnisse: Die Regelung der Vorlauftemperatur als Funktion der historischen Außentemperatur zeigt das beste Ergebnis in Bezug auf den thermischen Komfort und den Energieeinsatz. Die Einbeziehung der prognostizierten Außentemperatur zeigt keine Verbesserung.

3. Regelbasierte prädiktive Steuerungsverfahren

- (g) Jürg Tödtli: "Prädiktive Regelungen und Wetterprognosen in der Gebäudeautomation – Überlegungen im Vorfeld zweier Forschungsprojekte", SGA Bulletin Nr. 59 August 2011

In der neuen Monte-Rosa Berghütte wird die dort verbaute Kläranlage durch eine regelbasierte vorausschauende Steuerung ein- und ausgeschaltet. Dies wird durch einfache „Wenn-Dann“ umgesetzt.

Ergebnisse: Der Treibstoffverbrauch der dort installierten KWK-Anlage kann reduziert werden und damit wird der Energieautarkiegrad verbessert. Dies ist möglich, da die Be- und Entladung der elektrischen Batterie optimiert werden kann.

4. Regelbasierte Expertensysteme, die auf Fuzzy-Logik bestehen

- (h) U. Eicker, A. Biesinger und et al., Gebäudetechnik. Simulationsgestützte Automation für die nachhaltige sommerliche Klimatisierung von Gebäuden. Teilaspekt B: Anpassung an Klimatrends und Extremwetter. Themenbereich Gebäudetechnik, Bundesministerium für Bildung und Forschung, Hrsg., Stuttgart, 2010.

Die Beschreibung des Forschungsprojektes ist unter Punkt (c) zu finden. Neben der prädiktiven Regelung von TABS wurde ebenfalls ein Fuzzy Decision Making (FDM) untersucht. Dabei handelt es sich um ein Verfahren zur Belüftung von Bürogebäuden mittels Nachtlüftung auf Basis von Fuzzy-Logik-Reglern. Temperaturprognosen und der thermische Gebäudezustand wurden zur Optimierung der Laufzeitregelung einbezogen.

Ergebnisse in Bezug auf die prädiktive Regelung der Lüftungsanlage: Im Vergleich zur vorherigen konventionellen Regelung der Ventilatoren der Lüftungsanlage konnte mit dem regelbasierten prognosegestützten Expertensystem eine Gesamtenergieeinsparung im betrachteten Zeitraum von 38 % nachgewiesen werden. Gleichzeitig wurde der thermische Komfort in den Versuchszonen leicht verbessert.

5. Neuronale Netze zur Regelung von HLK-Systemen

- (i) Bichsel, J.; Krauss, J.; Bauer, M.; Morel, N. (2000): Neurobat – Neuronaler Heizungsregler - Final report phase II. Hg. v. Bundesamt für Energie.

Das prädiktive NEUROBAT Regelkonzept nutzt neuronale Netze (künstliche Intelligenz) um Wettervorhersagen und ein thermisches Gebäudemodell zu erstellen. Der

Regler kann über eine Optimierung einer Kostenfunktion mit dem Benutzerkomfort sowie dem Energieverbrauch als Funktionskomponente die Heizleistung über einen vordefinierten Zeithorizont optimieren. Der Regler wurde in Büroräumlichkeiten getestet. Ergebnisse: Die Inbetriebnahmeprozedur konnte vereinfacht werden. Gleichzeitig wurde der Benutzerkomfort verbessert und eine durchschnittliche Reduktion des Energieverbrauchs von 10 % bis 15 % konnte erreicht werden.

3.3 Beurteilung zum Potenzial von prädiktiven Betriebsverfahren in der Gebäudeautomation

In nahezu allen Veröffentlichungen, die sich mit prognosegestützten Betriebsverfahren in der Gebäudeautomation beschäftigen, konnten je nach Anwendung zwischen 10 % und 38 % Energie eingespart werden im Vergleich zu den in Kapitel 3.1 vorgestellten konventionellen Strategien. Einzige Ausnahme ist die Simulationsstudie von Olesen, der keine Energieeinsparung durch eine prognosegeführte Vorlauftemperaturregelung von TABS feststellen konnte. Hierbei zeigt sich, dass nicht automatisch durch die Berücksichtigung von Wetterprognosen Energieeinsparungen und eine Erhöhung des thermischen Komforts gegeben sind. Es kommt vor allem darauf an, wie die Wetterprognosen eingesetzt werden.

Viele Veröffentlichungen nutzen die Variante der modellprädiktiven Regelung und erzielen damit gute Ergebnisse in Sachen Energieeinsparung und Komfortverbesserung. Aber auch prognosegestützte regelbasierte Systeme und der Einsatz von künstlicher Intelligenz versprechen ein hohes Potenzial.

Insbesondere bei TABS können prädiktive Verfahren helfen, Energie einzusparen und den thermischen Komfort zu verbessern. Grund hierfür ist, dass TABS eine erhebliche thermische Masse aufweisen, die zu langsamen Reaktionszeiten und einer hohen Systemträgheit führt. Somit ist es eine besondere Herausforderung TABS so zu steuern und zu regeln, dass der thermische Komfort eingehalten werden kann. Der Einfluss von Hauptstögrößen, wie Außentemperatur, solare Einstrahlung und innere Wärmelasten haben bei TABS einen besonders großen Einfluss und müssen daher im Voraus prognostiziert werden.

Die großen Vorteile von TABS sind jedoch die geringen Übertemperaturen (ca. 29 °C) im Heizfall bzw. die geringen Untertemperaturen (ca. 17 °C) im Kühlfall sowie die Fähigkeit thermische Energie in der Gebäudemasse zu speichern. Besonders effizient sind solche Systeme daher in Verbindung mit natürlichen Wärmequellen (Heizfall) und Wärmesenken (Kühlfall). Dies hängt vor allem mit den großen beheizten Flächen und der daraus resultierenden geringen Temperaturdifferenz zwischen TABS-System und Raumtemperatur zusammen. Der Einsatz von Wärmepumpen in Verbindung mit regenerativen Energiequellen ist hier besonders effizient.

Da bei TABS die größten Potenziale durch die Prädiktion erwartet werden, konzentrieren sich die zu entwickelnden Optimierungsalgorithmen auf diese Art von Heiz- und Kühlsystemen.

4 Übertragung von Wetterprognosen für die Gebäudeautomation mit Langwellenfunktechnik und Entwicklung eines Verfahrens zur lokalen Optimierung

Erstellt durch: HKW-Elektronik GmbH

4.1 Einleitung

Grundlage für die thematische Vorbereitung des Forschungsthemas war die Tatsache, dass durch Entwicklungen der HKW-Elektronik GmbH die „Metetotime I“ Technik gerade Einzug in verschiedene Bereiche des Marktes hielt.

Hinter der „Metetotime I“ Technik verbirgt sich die Übertragung von Wetter-Prognose-Daten, eingebettet in das Übertragungs-Protokoll des Zeitzeichensenders DCF77. Nach ersten Applikationen in der Konsumgüter-Industrie (Wetterstationen, Funkwecker mit Wetterprognose, etc.) empfahl sich diese technische Möglichkeit der Prognose-Übertragung mehr und mehr für technische Anwendungen.

Vorteile, welche die Langwellen-Übertragung für technische Anwendungen so interessant machen, sind:

- erzielbare, große Reichweiten bei der Übertragung der Daten,
- keine Notwendigkeit des Aufbaus einer komplexen Infrastruktur, da Nutzung eines zentralen Senders zur Abdeckung eines länderübergreifenden Gebietes,
- Möglichkeit des preiswerten Aufbaus der Empfangstechnik, flankiert durch den durch HKW-Elektronik GmbH entwickelten Funkuhren-Empfänger UE6015,
- kompakte und energiearme Aufbau-Möglichkeit der Empfangstechnik.

Entscheidend für den Nutzen einer solchen drahtlosen und ortsungebundenen Wetter-Prognose-Übertragung ist aber nicht nur die Verfügbarkeit einer technischen Hardware-Plattform und des Service-Providers, sondern auch die Art und Auflösung der übertragbaren Daten, deren Aktualität zum Zeitpunkt des Empfangs und die flexible, aber eindeutige Zuordnung des Empfängers zum standortbezogenen Datensatz.

In diesem Zusammenhang unterliegt die „Meteotime I“ – Technik einer relativ starken Limitierung durch die auf maximal 14, für diesen Service nutzbare, freie Bits pro Minute eingeschränkte Übertragungskapazität und der geringen Übertragungsrate (1 bit/s).

Die von HKW-Elektronik GmbH in der Systemfestlegung zu „Meteotime I“ gefundene Lösung besteht, unter Berücksichtigung der technisch vorgegebenen Rahmenbedingungen, in einer bereits nach meteorologischen Gesichtspunkten effektiv vorgenommenen Regionalisierung des Sender-Abdeckungsgebietes und der Übertragung von speziell für diese Regionen von erfahrenen Meteorologen erstellten Wetterprognose-Daten.

Die übertragenen Prognosen beschreiben einen Zeitraum von 4 Prognose-Tagen (heute + die 3 Folgetage). Allerdings erreichen die darin enthaltenen, physikalischen Werte (Temperatur TAG, Temperatur NACHT, etc.) nur eine Auflösung von bis zu 12 h.

Zielstellung der HKW-Elektronik GmbH war deshalb, ergänzende Möglichkeiten der Langwellen-Übertragung zu finden, die durch eine größere Übertragungskapazität und eine höhere Übertragungsrate sowohl eine feiner aufgelöste Beschreibung des Abdeckungsgebietes als auch des Prognose-Tages und der Prognose-Werte erlauben.

Eine solche, qualitative Aufwertung des Meteotime-Services ist durch Einbindung des Langwellen-Sendernetzes der EFR GmbH gegeben. Die aktuell in Europa aktiv betriebenen 3 Sender (Mainflingen [D], Burg [D] und Lakihegy [H]) decken nicht nur das von DCF77 versorgte Gebiet ab, sondern erweitern das Abdeckungsgebiet nach Süd- und Südost-Europa. Mit einer Übertragungsrate von 200 bit/s erlauben diese Sender eine schnellere und wesentlich feiner aufgelöste Bereitstellung von Wetterprognose-Daten und eine feinere Parzellierung des Prognose-Gebietes. Dieser, von HKW-Elektronik GmbH in den zurückliegenden Monaten entwickelte und in ersten Ausbaustufen bereits in Betrieb genommene Service wird „Meteotime II“ genannt.

Für die praktische Umsetzung der Integration der per Langwelle übertragenen Wetter-Prognosen in die GA stehen also zum jetzigen Zeitpunkt prinzipiell 2 Systeme zur Verfügung.

Im Sinne einer möglichst feinen Prognose-Auflösung und eines zukunftssträchtigen, Ausbau fähigen Systems wurde schon frühzeitig für die weitere Projekt-Bearbeitung der Schwerpunkt auf das Einbeziehen des „Meteotime II“-Systems [MT2] gelegt.

Bereits die erste MT2-Ausbaustufe schafft es, den gesamten, für MT1 erzeugten Prognose-Daten-Pool zu übertragen. Muss der bereitstehende Daten-Pool im Rahmen des „Meteotime I“-Services aus Kapazitätsgründen noch auf 60 vollwertig beschriebene und 30 eingeschränkt beschriebene Regionen gekürzt werden, so kann der Standard-Prognose-Dienst im „Meteotime II“-Service die verfügbaren Prognose-Daten des „Meteotime I“-Services ohne Einschränkungen übertragen.

Wetterprognose	Einheit	Wertebereich	Auflösung
Höchsttemperatur Tag	°C	< -21/-21..+40/ >+40	1°
Minimaltemperatur Nacht	°C	< -21/-21..+40/ >+40	1°
Niederschlagswahrscheinlichkeit	%	0 / 15...30...45...60...75...90 /100	1 aus 8
Windstärke	Bft	0 / 1...9 / >=10	1 aus 8
Windrichtung oder Winde (wechselnd / Föhn / Bise / Mistral / Scirocco / Tramontana)		1 aus 8 Richtungen oder 1 aus 6 Winden	1 aus 14
Signifikantes Wetter Tag		15 Erscheinungen	1 aus 15
Signifikantes Wetter Nacht		15 Erscheinungen	1 aus 15
Wettermeldung		0 / 1...11	1 aus 12

* Prognose für den aktuellen Tag und 3 Folgetage

Abb. 4-1: Daten-Inhalte und Wertebereich der Wetterprognose „Standard* des MT2-Services

Aus verschiedenen, technisch organisatorischen Gründen, wie Verzögerungen in der Prognose-Daten-Beschaffung und der Systembearbeitung selbst, konnte der parallel zu diesem Projekt eingehende, weitere Ausbau des MT2-Systems die nächste Ausbaustufe nicht zeitig genug erreichen, um die damit verbundenen, feiner aufgelösten Prognose-Daten pro Tag bereits in diese Projektbearbeitung einbeziehen zu können. Hierin steckt ein großes Potential für eine zukünftige, weitere Verbesserung des ohnehin bereits positiv getesteten Verfahrens, welches im Folgenden beschrieben wird.

Um unter der Einschränkung des aktuell verfügbaren MT2-Systems dennoch Wetterprognosen in ausreichender Auflösung liefern zu können, wurden die Prognose-Werte der Temperatur interpoliert und anschließend mittels des Korrekturverfahrens verbessert. Auf das zusätzliche Einbeziehen der Solarstrahlung wurde dabei verzichtet.

Für jeden Prognose-Tag werden ein Maximal- und ein Minimal-Wert für die zu erwartende Temperatur übertragen. Der Maximalwert ist der Taghälfte des Tages und der Minimalwert entsprechend der Nachthälfte des Tages zugewiesen. Aus meteorologischer Sicht entspricht dabei die prognostizierte Tages-Höchst-Temperatur dem Wert, der für 14 Uhr (UTC) zu erwarten ist. Entsprechend bezieht sich die prognostizierte Tages-Tiefst-Temperatur auf den Temperatur-Wert, der für 5 Uhr (UTC) zu erwarten ist.

Per Definition gilt dabei:

- Tages-Hälfte Tag: 5 Uhr (UTC) – 17 Uhr (UTC)
- Tages-Hälfte Nacht: 17 Uhr (UTC) – 5 Uhr (UTC) des Folgetages

Mit den Stützstellen „5 Uhr (UTC)“ des Vortages und „14 Uhr (UTC)“ des aktuellen Tages kann eine lineare Interpolation des aktuellen Tages durchgeführt werden. Die daraus resultierenden 24 Stunden-Werte und die Prognose-Werte für Maximum (T_{\max}) und Minimum (T_{\min}) der Temperatur bilden die Basis für die Korrektur und Erweiterung der Wetterprognose-Daten.

Etwa ab Mitte 2012 werden die Wetter-Prognose-Daten der nächsten Ausbaustufe des MT2-Systems zur Verfügung stehen, deren geplante Inhalte in der Abb. 4-2 dargestellt sind.

Die Prognose beinhaltet die Wettervorhersage des aktuellen Tages und der folgenden 3 Tage. Die Lufttemperaturprognose und die Solarprognose werden maximal für die nächsten 48 Stunden vorhergesagt. Jeder Prognose-Wert wird alle sechs Stunden prognostiziert und liegt somit für die Tagesabschnitte Morgens, Vormittags, Nachmittags und Abends vor.

Diese Prognose-Daten können nachträglich in das System zur Optimierung der GLT integriert werden und führen damit zu einer weiteren Verbesserung der Ergebnisse.

Wetterprognose Plus*	Einheit	Wertebereich	Auflösung
Lufttemperatur min	°C	<-60/-60...+65/>+65	1°
Lufttemperatur max	°C	<-60/-60...+65/>+65	1°
Niederschlagsmenge	l/m ²	0,0,5,1,1,5,2,2,5,3,4,5,6,7,8,9 10,12,14,16,18,20,22,24,26, 28,30,35,40,50,55,60,>60	dynamisch
Niederschlagswahrscheinlichkeit	%	0...100	10%
Signifikantes Wetter (Symbole)		1...15	1
Solarprognose**	Einheit	Wertebereich	Auflösung
Sonnenscheindauer	h	0...6	0,5
Solare Einstrahlung	W/m ²	0...1200	25 W/m ²
Lufttemperaturprognose**	Einheit	Wertebereich	Auflösung
Lufttemperatur mittlere	°C	<-60/-60...+65/>+65	1°
Luftdruckprognose**	Einheit	Wertebereich	Auflösung
Luftdruck	hPa	845...1100	1
Windprognose*	Einheit	Wertebereich	Auflösung
Windstärke	Bft	0...12	1
Windrichtung	Grad	0...315	1 aus 8
Meldungen markantes Wetter*	Einheit	Wertebereich	Auflösung
Wettermeldungen Europa			

(Werte bezogen auf 6 Stundenraster)

* Prognose für den aktuellen Tag und 3 Folgetage

** Prognose für aktuellen Tag und 1 Folgetag

Abb. 4-2: Daten-Inhalte und Wertebereich der Wetterprognose „Premium* des MT2-Services

4.2 Entwicklung eines Verfahrens zur Korrektur von Wetterprognosen durch Vor-Ort-Messungen

4.2.1 Entwicklung des Algorithmus

Im ersten Schritt wurden, gemeinsam mit Meteorologen der Firma Meteotest, die Einfluss-Größen untersucht, deren Wirkung beschrieben und die Möglichkeit der Fassbarkeit und Einbindung für bzw. in eine Korrektur der empfangenen Prognose untersucht. Dabei wurden mehrere Korrekturalgorithmen und Kombinationen derer untersucht. Auch wurde mit Hilfe von Mess- und Simulations-Daten für Beispiel-Orte untersucht, welcher Mindest-Umfang an Messgrößen nötig ist, um eine spürbare Korrektur der Prognose-Werte zu erlangen. Diese Erkenntnisse definieren nicht zuletzt auch die Wahl der notwendigen Rechentechnik, die in der Prognose-Empfangs- und Wetter-Messtechnik vorzusehen ist.

Vorab gilt es einige Begrifflichkeiten zu erläutern, welche im späteren Verlauf verwendet werden. Die Folgende Abkürzung LAFOS leitet sich aus der Verfahrenstechnischen Beschreibung ab. Es bezieht sich auf das Verfahren, Prognosen für den im prognostizierten Gebiet liegenden Standort, zu verbessern. Die Verbesserung für mehrtägige Prognosen erfolgt für eine definierte berechnete

Fläche, durch Einbeziehen lokal gemessener Werte in dem prognostizierten Gebiet befindlichen Standort. In erster Linie versucht man damit die Temperatur-Prognose durch Einbeziehen der am Standort gemessenen Außentemperatur-Werte zu verbessern.

LAFOS = **L**ocally **A**dapted **F**orecast **S**tatistics

Es wurden die unterschiedlichsten Stations-Paare (Kombinationen aus Prognose-Ort und Mess-Station) gebildet, die zur Abdeckung möglichst vieler, aus geographischer und meteorologischer Sicht unterschiedlicher Beziehungsmuster dienen.

Region	Wetterstation (LAFOS)	Meteotime Prognoseort	Situation
1 (Zue_Hoe)	Höfli 1144 m	Zürich 556 m	Mess-Station höher als Prognose-Ort
2 (Adel_Int)	Interlaken 580 m	Adelboden 1320 m	Mess-Station niedriger als Prognose-Ort
3 (Loc_Loc)	Locarno Magadino 197 m	Locarno 197 m	Mess-Station und Prognose-Ort gleiche Höhe
4 (Cdf_Fah)	Fahy 596 m	La Chaux de Fonds 1018 m	Jura
5 (Pay_Lau)	Payerne 490 m	Lausanne 461 m	West-Schweiz, Genfer Seebecken ←→ westliches Mittelland
6 (Str_Bas)	Basel 316 m	Strassburg 139 m	Rheingraben, große Entfernungen zueinander
7 (Sio_Mon)	Montana 1508 m	Sion 482 m	Wallis, großer Höhenunterschied
8 (Alt_Gla)	Glarus 515 m	Altdorf 449 m	Zentral-Schweiz, markante Topographie
9 (Dav_Dis)	Disentis 1190 m	Davos 1590 m	Kanton Graubünden, markante Topographie

Abb. 4-3: Stations-Paare in der Schweiz

Region	Wetterstation (LAFOS)	Meteotime Prognoseort	Situation
10 (Lei_Alt)	Altenburg 195 m	Leipzig 148 m	Gleiche Höhe, nah; Stadt-Land-Effekt
11 (Bre_Syl)	Sylt 20 m	Bremerhaven 13 m	Unterschied Insel – Festland
12 (Mar_Mon)	Montelimar 74 m	Marseille 36 m	Unterschied meeresnaher Standort - Landesinnere, Mistral
13 (Mar_Tou)	Toulon 27 m	Marseille 36 m	Unterschied meeresnaher Standort – Küstenstandort, Mistral
14 (Emb_Gre)	Grenoble 386 m	Embrun 876 m	Alpentäler, 2 Seiten einer Wasser- und Wetterscheide
15 (Par_Orl)	Orléans 125 m	Paris 96 m	Stadt-Land-Effekt
16 (Her_Ode)	Odense 17 m	Herning 3 m	Unterschied Ostsee-Insel, Jütland
17 (Rom_Fir)	Florenz 38 m	Rom 3 m	Distanz 230 km
18 (Mai_Tor)	Turin 287 m	Mailand 211 m	Distanz 125 km

Abb. 4-4: weitere repräsentative Stations-Paare in Europa

Folgende Korrektur-Modelle wurden untersucht:

Langzeit-Korrektur (LZK)

Die Langzeit-Korrektur berechnet die mittlere Abweichung (Messung – Prognose) der Werte separat für jede definierte Klasse von signifikantem Wetter und für jeden Prognose-Tag. Unter Klassen von signifikantem Wetter versteht man dabei die typischen, prognostizierten und entsprechend codiert im Meteotime-System übertragenen Wetterbeschreibungen, wie sonnig, leicht bewölkt, stark bewölkt, etc. Je mehr Daten pro signifikanter Wetter-Situation auflaufen, desto besser ist die Prognose-Korrektur. Bis sich nennenswerte Korrektur-Größen ermitteln lassen, bedarf es einer langfristigen Daten-Sammlung. Die Korrekturen beschreiben sehr gut die Spezifika des Standortes, können aber nur schlecht auf kurzfristige Erscheinungen reagieren.

→ gute Ergebnisse, Verbesserung über längeren Zeitraum, Lerneffekt

Kurzfrist-Korrektur (KZU)

Die Kurzfrist-Korrektur bezieht sich nur auf aufeinanderfolgende Tage gleichen, signifikanten Wetters und kann im Anschluss an die LZK angewendet werden.

→ keine nennenswerte Verbesserung

Saisonale Betrachtung

Im Rahmen der Saisonalen Betrachtung werden die Korrekturfaktoren in zwei Bereiche eingeteilt, um jahreszeitlich spezifisch geltende, meteorologische Effekte besser bewerten zu können. Der Bereich Sommer gilt dabei immer vom 1. April bis 30. September eines Jahres, der Bereich Winter entsprechend vom 1. Oktober bis 31. März. Die Saisonale Betrachtung kann im Rahmen der LZK eingesetzt werden.

→ gute Ergebnisse

Höhenanpassung

Die Höhenanpassung korrigiert die Temperaturprognose durch Einbeziehen eines, dem Mess-Standort fix zugewiesenen Korrekturwert als Funktion seiner Höhendifferenz (in M.ü.M.) zum zugehörigen Prognose-Ort: $\text{Korrekturwert} = f(\text{Höhenunterschied})$.

Dabei wird mit einem durchschnittlichen Temperaturgradienten von $0.6^\circ\text{C}/100\text{m}$ gearbeitet.

Die Höhenanpassung wird damit direkt auf die empfangenen Prognose-Werte, vor deren Weiterverarbeitung, gemäß der folgenden Formel angewendet:

$$T_{\text{korrigiert}} [^\circ\text{C}] = T_{\text{empf_Progn}} + (\text{Höhe_Progn-Ort} - \text{Höhe_Mess-Standort}) * 0.6 / 100$$

Dies reduziert den systematischen Fehler von Beginn an.

4.2.2 Auswertung der Modell-Ansätze

Als Entscheidungsgrundlage zur Bewertung der verschiedenen Modell-Ansätze dienen die Mittelwerte der mittleren quadratischen Fehler (RMSE „Root Mean Square Error“) der verschiedenen Modelle über alle 4 Prognose-Tage und alle Stations-Paare. Die entsprechende Formel ist in Kapitel 4.2.3 zu finden.

a) RMSE der T_{\max} - Prognosen aller erwähnten Modelle

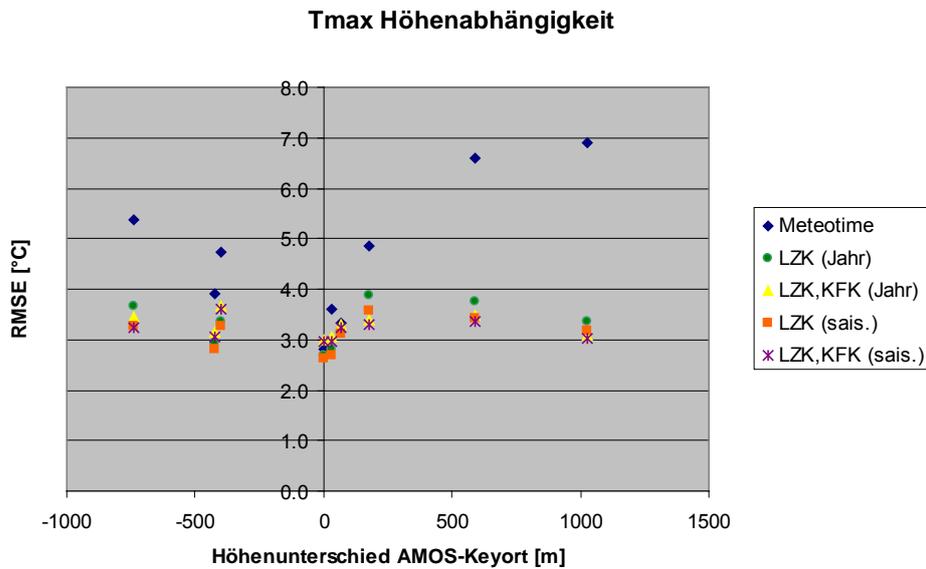


Abb. 4-5: RMSE der T_{\max} - Prognosen aller erwähnten Modelle für die Schweizer Stationen

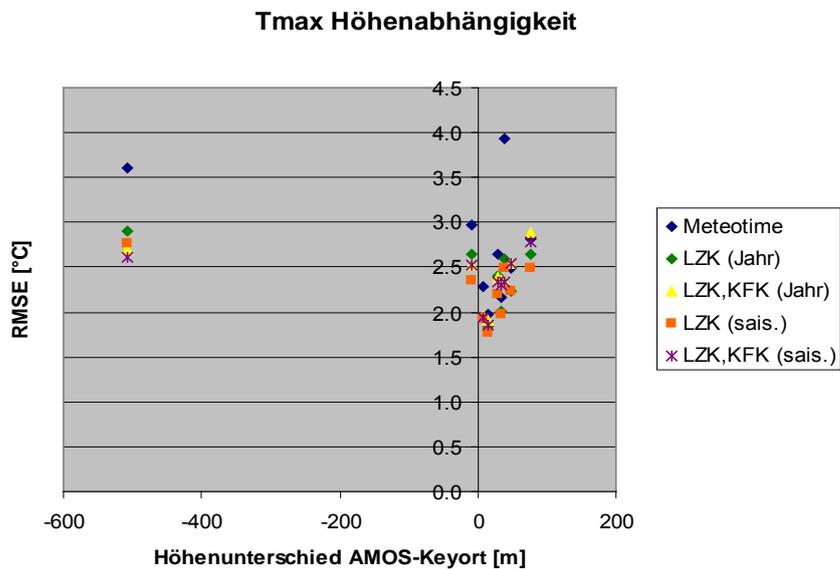


Abb. 4-6: RMSE der T_{\max} - Prognosen aller erwähnten Modelle für die Europa Stationen

b) RMSE der T_{\min} - Prognosen aller erwähnten Modelle

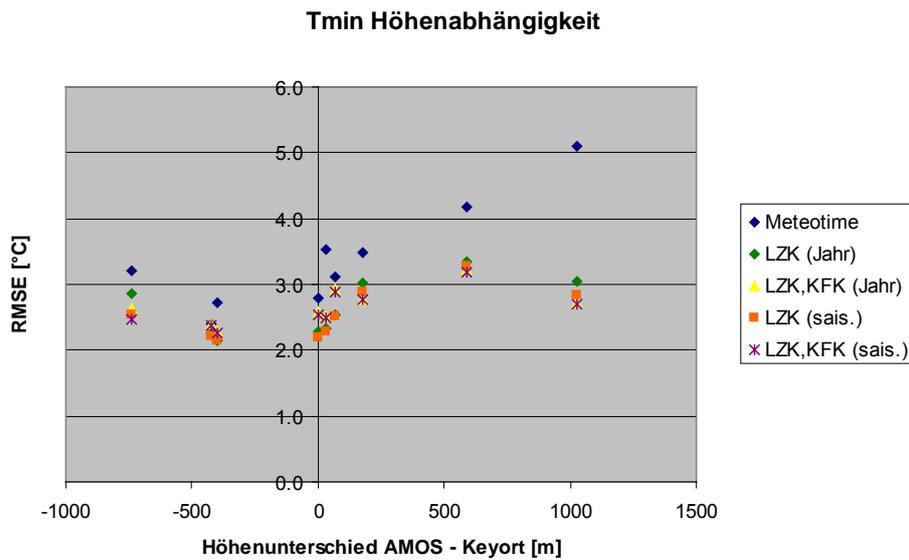


Abb. 4-7: RMSE der T_{\min} - Prognosen aller erwähnten Modelle für die Schweizer Stationen

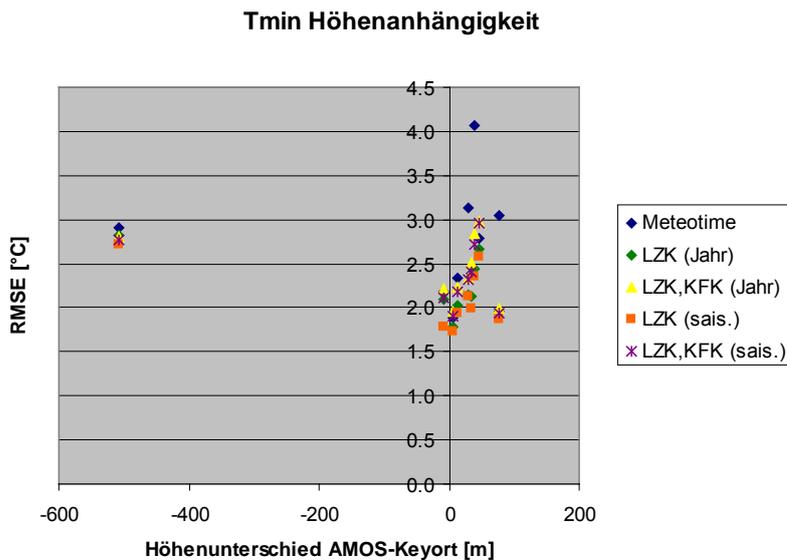


Abb. 4-8: RMSE der T_{\min} - Prognosen aller erwähnten Modelle für die Europa Stationen

Das beste Ergebnis bot die Langzeitkorrektur (LZK) mit folgenden Eigenschaften. Das System benötigt eine Anlern-Phase, in der sich die ausgegebenen Prognose-Werte im Laufe der Zeit immer weiter verbessern. Der Sensor darf bei dieser Methode den Standort möglichst nicht wechseln, sonst ist ein RESET des LZK-Speichers nötig. Der Sensor muss im Schatten platziert bzw. mittels eines „Radiation Shields“ gegen direkte Sonneneinstrahlung geschützt werden, darüber hinaus sollte der Standort möglichst gut belüftet sein.

Für jeden Tag wird ein Maximal- und ein Minimal - Wert für die Temperatur, sowie zu beiden die Kennung des jeweils zugehörigen signifikanten Wetters (Wettersymbol) übertragen. Insgesamt unterscheidet man im Meteotime-System 15 verschiedene Wettersymbole.

Die an der Station eintreffenden Prognose-Werte werden mit gemessenen Daten verglichen. Die sich ergebende Differenz wird dem entsprechenden Wettersymbol zugeordnet und abgespeichert. Sobald Korrekturwerte für ankommende Prognosen vorhanden sind, werden diese addiert und somit ein verbesserter Prognose-Wert gebildet. Zusätzlich zur Differenz zwischen Mess – und Prognose-Wert geht auch noch die Anzahl der durchgeführten Messungen in die Berechnung eines neuen Korrekturwertes mit ein. Die komplette Formel lautet wie folgt:

$$\text{Korrekturwert} = \frac{((\text{Messwert} - \text{Prognosewert}) + (\text{Anzahl Messungen} * \text{letzter Korrekturwert}))}{\text{Anzahl Messungen} + 1}$$

$$\text{Anzahl Messungen} = \text{Anzahl Messungen} + 1$$

4.2.3 Anwendung der Langzeitprognose auf interpolierte Prognose-Werte

Da das Meteotime-System aktuell nur die Prognose-Werte für die Maximale und die Minimale Temperatur überträgt, wurde der Algorithmus um eine lineare Interpolation der Prognose-Werte auf 24 Stunden erweitert. Somit ist es möglich, eine Korrektur jedes einzelnen Stundenwertes durchzuführen. Die Simulation dieses Verfahrens wurde mit Hilfe des Programms Scilab durchgeführt.

Grundlage für die Simulation waren Datensätze „historischer Wetter-Prognosen“, die uns von unseren Partnern in meteorologischen Fragen, der Firma Meteotest [CH], zur Verfügung gestellt wurden. Für 4 verschiedene Stationen wurden Min/Max – Prognose-Daten mit den entsprechenden Prognose-Wetter-Symbolen (Klassen signifikanten Wetters) und stündliche Messwerte für 352 Tage zur Verfügung gestellt. Die Prognose-Werte wurden erst linear interpoliert, um eine den Messwerten ähnliche Kurve zu erhalten und dann mit dem oben beschriebenen Algorithmus korrigiert.

Für die Berechnung der Korrekturwerte wurde eine 24x15 Matrix für die Daten und 1 für die Anzahl der Messungen definiert. Mittels mehrerer Schleifen konnten so immer 24 Stunden abgearbeitet werden und die Daten entsprechend des zugehörigen Symbolwertes in die Matrix übernommen werden.

Das Ergebnis ist in folgender Grafik dargestellt:

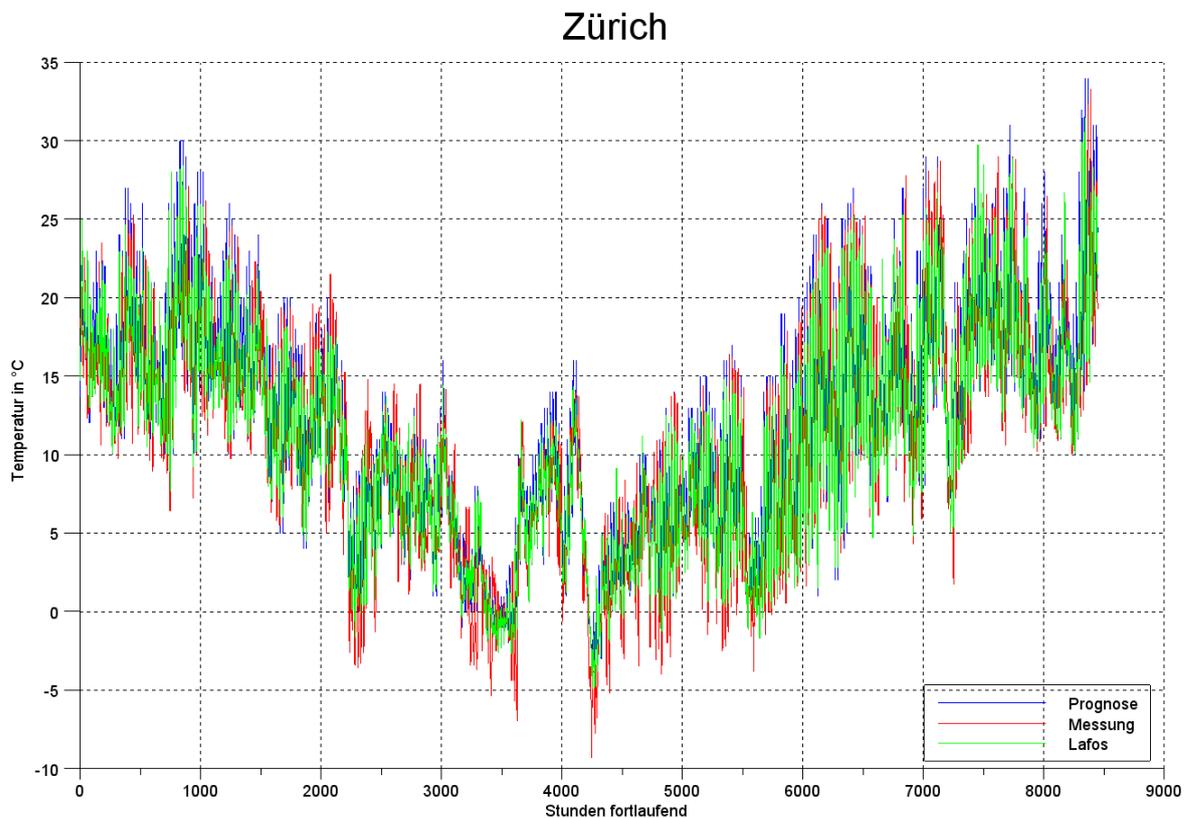


Abb. 4-9: Langzeitprognose mit interpolierten Prognose-Werten für Standort Zürich

Für diese und folgende Grafiken gilt:

- **Blau** = Prognose-Werte
- **Rot** = Messwerte
- **Grün** = korrigierte Werte

Auswertung:

Durch mehrere Tests für alle Stationen wurde ermittelt, dass mit einer Obergrenze für die Anzahl von Messungen von $N=9$, die besten Resultate erzielt werden. Als Vergleichswerte wurden für alle Stationen die Wurzel des mittleren quadratischen Fehlers (RMSE) und die durchschnittliche Verbesserung (dVer) des LAFOS-Wertes gegenüber dem Prognose-Wert verwendet.

$$RMSE = \sqrt{\text{Mittelwert}((\text{Messwert} - \text{LAFOSwert})^2)}$$

$$dVer = \text{Mittelwert}(|\text{Prognosewert} - \text{Messwert}|) - (|\text{LAFOSwert} - \text{Messwert}|)$$

Die vier verschiedenen Schweizer Stationspaare wurden mit Hinblick auf ihre geographische Lage ausgewählt. Die unterschiedlichen Ausgangs-Situationen sind in folgender Tabelle aufgeführt.

Tabelle 4-1: Untersuchte Stationspaare und ihre markanten Eigenschaften

Bezeichnung	Wetterstation (LAFOS)	Meteotime Prognose-Ort	Situation
Zürich	Hörnli 1144 m	Zürich 556 m	Mess-Station höher als Prognose-Ort
Adelboden	Interlaken 580 m	Adelboden 1320 m	Mess-Station niedriger als Prognose-Ort
Locarno	Locarno Magadino 197 m	Locarno 197 m	Mess-Station und Prognose-Ort gleiche Höhe
Sion	Montana 1508 m	Sion 482 m	Wallis, großer Höhenunterschied

Die Wahl der Stationspaare lässt darauf schließen, dass vor allem Erkenntnisse über die Auswirkungen unterschiedlicher Höhenlagen, gemessen zwischen Prognose-Ort und Wetterstation (Mess-Station), auf die Korrektur zu gewinnen sind.

In der folgenden Tabelle sind die ermittelten Werte aus der Simulation dargestellt. Zusätzlich sind noch 2 Spalten für den Höhenunterschied und die größte Differenz zwischen der korrigierten – und der Meßwerte-Kurve hinzugefügt.

Tabelle 4-2: Übersicht der ermittelten Werte aus der Simulation

Bezeichnung	RMSE Prognose [°C]	RMSE korrigiert [°C]	Durchschnittliche Verbesserung [°C]	Höhenunterschied [m]	Größte Differenz [°C]
Zürich	3.09175	2.49084	0.56742	588	11.66076
Adelboden	3.25520	2.49677	0.77960	740	11.39000
Locarno	2.86030	2.42317	0.41546	0	12.42648
Sion	3.03345	2.17165	0.84438	1026	12.43333
Mittelwert	3.06018	2.39561	0.65171	-	11.97764

Im Allgemeinen ist festzustellen, dass der RMSE für korrigierte Werte im Mittel bei ca. 2.4 °C liegt und somit unter dem RMSE-Wert für die ursprüngliche Prognose. Die für unterschiedliche Stationspaare erzielte Prognose-Korrektur reicht von 0,41 °C (für Stations-Paare ohne Höhenunterschied) bis zu 0,84 °C (für Stations-Paare mit enormem Höhenunterschied). Die aus den Ergeb-

nissen zu den betrachteten Stations-Paaren abgeleitete, durchschnittliche Verbesserung um ca. 0.65 °C bestätigt die mit diesem Prinzip durchgängig erreichbare Verbesserung der Prognose.

Weitere Erkenntnisse sind:

- Die Korrektur, über das gesamte Jahr gesehen, fällt relativ gering aus. Grund hierfür ist, dass sehr gute Korrekturwerte durch sehr schlechte Korrekturwerte wieder ausgeglichen werden. Bestätigt wird dies durch eine durchschnittliche, größte Differenz zwischen korrigiertem Wert und Messwert von ca. 12 °C. Die kleinste Differenz war in allen Fällen Null, da es mehrfach vorkommt, dass die Kurven sich schneiden.
- Deutlich zu erkennen ist auch der Zusammenhang zwischen Stationshöhe und durchschnittlich erzielter Verbesserung. Ist die als Bezugspunkt für eine Prognose herangezogene Mess-Stelle auf ähnlichem Höhen-Niveau wie der Prognose-Ort, dann kann die Prognose selbst schon sehr genau sein, die erzielbare Korrektur bleibt also klein. Besteht zwischen Mess-Stelle und Prognose-Ort allerdings ein großer Höhenunterschied, dann erzeugt der angewandte Algorithmus eine deutliche Verbesserung der Prognose. Die Effektivität des Algorithmus, in dieser Form der Anwendung, nimmt also mit größer werdendem Höhenunterschied zu. Dieser Zusammenhang wird auch in Abb. 4-10 noch einmal deutlich.



Abb. 4-10: Zusammenhang zwischen Stationshöhe und Verbesserung

Neben den Einflüssen unterschiedlicher, geographischer Aspekte, wirken auch meteorologische Phänomene auf die Effektivität des Algorithmus.

Im Folgenden werden Ausschnitte aus einem erzeugten Diagramm für die Station Adelboden gezeigt. Es soll dargestellt werden, dass es Stellen gibt, an denen die Korrektur gut funktioniert und Bereiche, in welchen plötzliche Temperaturwechsel zu einer Verschlechterung führen. Diese Szenarien sind für alle Stationen in ähnlicher Form feststellbar, daher werden sie an dieser Stelle nur für eine Station präsentiert.

Die Abb. 4-11 zeigt einen Plot-Auszug, in welchem zu sehen ist, dass der korrigierte Graph (grün) der tatsächlichen Messwert-Kurve (rot) deutlich besser entspricht, als die ursprünglich per Langwelle empfangene Prognose-Kurve (blau). Für einen Großteil der hier dargestellten Werte liegt die Kurve der korrigierten Werte zwischen Prognose und Messung, was unserer prinzipiellen Zielstellung entspricht und die Wirksamkeit der Methode bestätigt. Gut zu erkennen ist dabei auch die immer wieder auftretende Überschneidung der drei Graphen.

Die Einteilung auf der y – Achse beträgt 2°C.

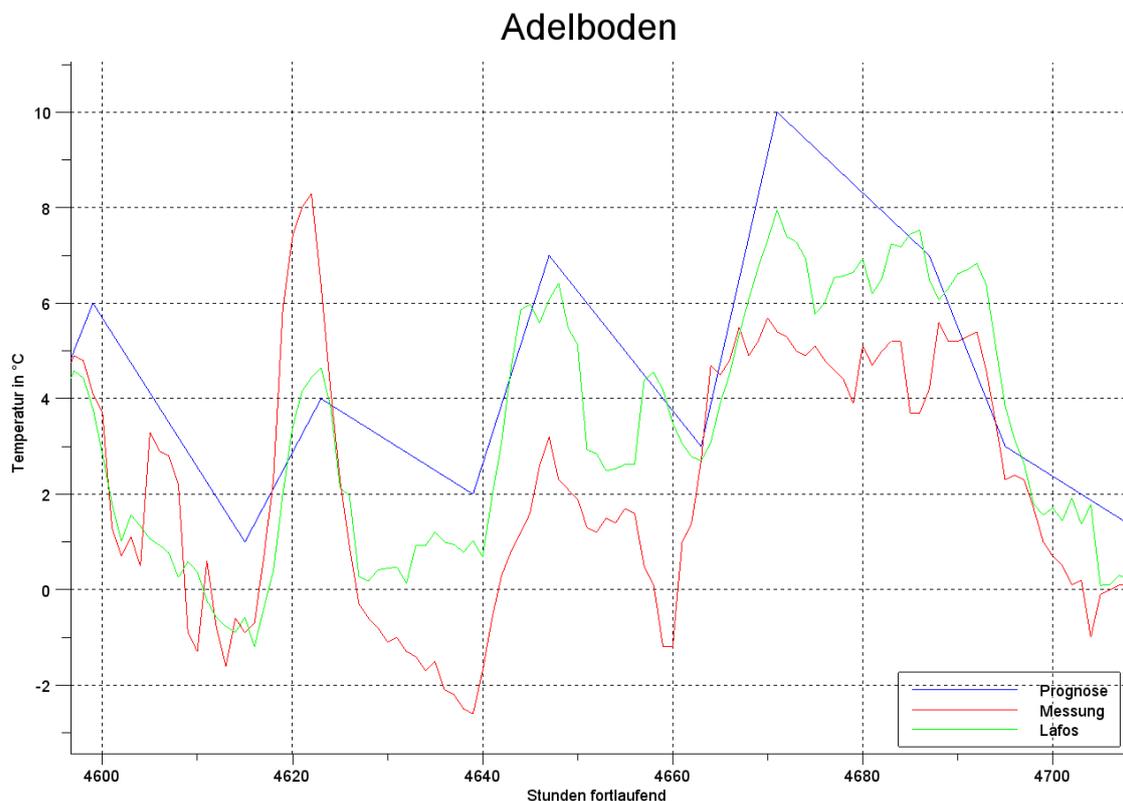


Abb. 4-11: Beispiel für die Verbesserung der Temperatur-Prognose durch die angewendete Korrektur; Adelboden

Die Abb. 4-12 zeigt dagegen einen Plot-Auszug, der darstellt, wie ein unerwarteter Wetterumschwung, in diesem Falle ein plötzlicher Temperatur-Anstieg, dazu führt, dass die durch die Korrektur erzeugten Werte noch weiter vom tatsächlichen IST-Wert abweichen, als die ursprünglich via Langwelle empfangenen Prognose-Werte. Die Korrekturwerte, die ja für jedes Wetter-Symbol (Typ signifikanten Wetters) aus einer Auswertung von, maximal 9, zurückliegenden Differenz-Werten ermittelt werden, sind sowohl „historisch vorbelastet“ und werden auch immer nur zu einem

„N“-ten Teil durch jeden neuen Korrektur-Wert aktualisiert. Daraus ist zu erkennen, dass die Reaktions-Geschwindigkeit der Korrektur-Anpassung in solchen speziellen Situationen, auf Basis nur weniger tatsächlicher Prognose-Werte pro Tag, nicht ausreichend flink ist.

Bezieht man aber die Tatsache mit ein, dass sich in den weiteren Ausbausritten des MT2-Systems die Anzahl der Prognose-Werte pro Tag erhöht, wird automatisch auch die Reaktionsgeschwindigkeit auf solche Wetter-Kapriolen verbessert.

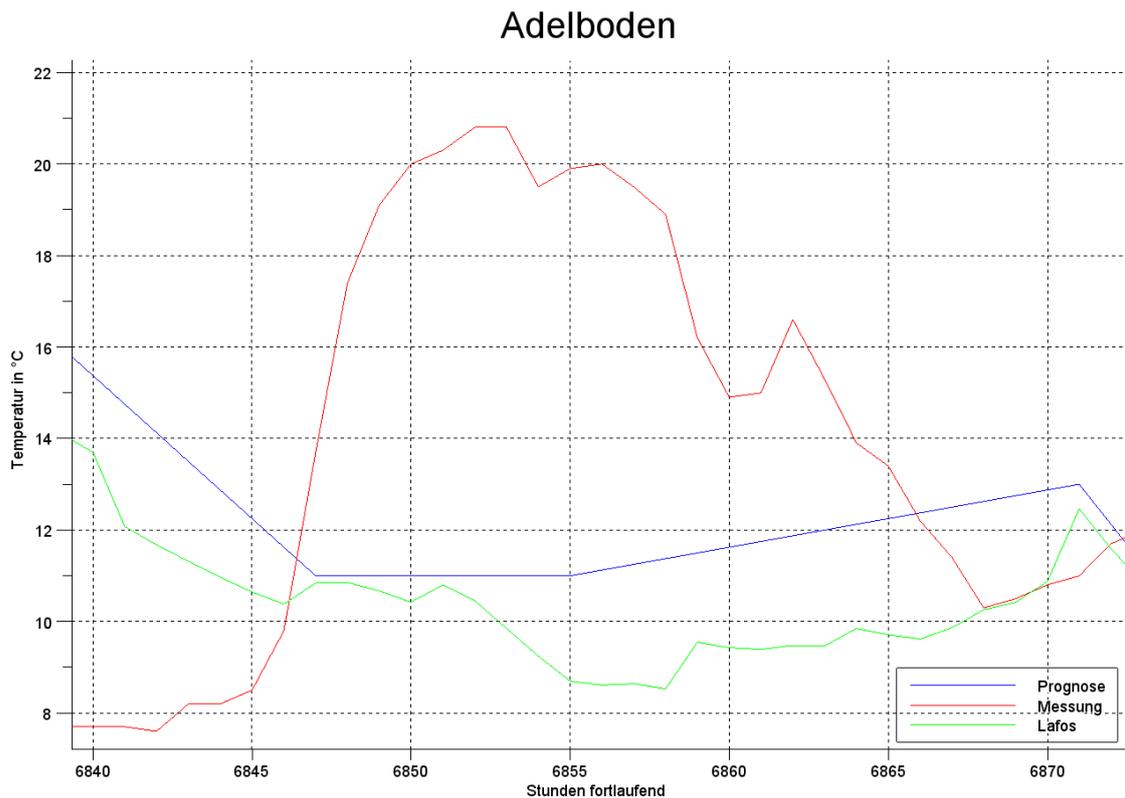


Abb. 4-12: Beispiel für den Einfluss plötzlicher Temperaturwechsel auf die Korrektur; Adelboden

Die Abb. 4-12 beschreibt zudem auch kein regelmäßiges Verhalten aus der Praxis, sondern wurde speziell herangezogen, um das Verhalten bei extremen Situationen zu beleuchten. Hier handelt es sich exakt um jene Situation, bei der sich (siehe Tabelle 4-2) der größte Differenz-Wert zwischen gemessenem IST-Wert und korrigierter Wetter-Prognose für den Standort Adelboden einstellte. Eine solche Situation stellt sich über den Jahresverlauf nur sehr selten ein.

4.3 Entwicklung eines Gerätes zum Empfang von Wetterprognosen per Langwelle, Integration von Wettermesstechnik für Vor-Ort-Messungen und Implementierung des Korrekturverfahrens

Die für das Meteotime II – System genutzten EFR-Sender nutzen Trägerfrequenzen im Bereich von 120 kHz ... 140 kHz und eine FSK-Modulation für die zu übertragenden Daten. Diese technischen Anforderungen können mit den verfügbaren Zeitzeichen-Empfängern für DCF77 nicht umgesetzt werden. Um diese EFR-Sender, mit dem Anspruch an eine kompakte und energiearme Aufbauvariante der notwendigen Hardware, empfangen zu können, hat HKW-Elektronik GmbH einen neuen Empfänger-IC entwickelt, den RE6032. Dieser Schaltkreis erlangte Mitte 2009 seine Serienreife und stand für die Umsetzung der Aufgabenstellung dieses Projektes zur Verfügung. Der RE6032 erlaubt sowohl das Realisieren von hoch selektiven 1-Frequenz Empfängern, als auch von breitbandigen Mehrfrequenz-Empfängern. In die Hardware-Konzeption des zu entwickelnden Gerätes flossen Erfahrungen aus umfangreichen Vor- und Begleit-Untersuchungen ein, z.B.:

- Schaltungskonzeptionen (Bauteil-Auswahl und Leiterplatten-Layout Gestaltung) für den Langwellen-Empfangsteil zum Erreichen einer generell guten Empfangs-Empfindlichkeit im Multiband-Empfang aller 3 Sender.
- Analyse zu geeigneten Antennen-Konfigurationen.
- Testergebnisse zu Ferritstab-Antennen, basierend auf verschiedenen Ferrit-Stab-Lösungen.

Damit standen die notwendigen Basis-Komponenten für den Aufbau einer zukünftig an Gehäuse und Umgebungsbedingungen anzupassenden Schaltungstechnik zur Verfügung.

Um die zukünftig zu übertragenden Wetterprognosen vor Manipulation zu schützen und die Einbettung der Daten in das Übertragungsprotokoll sicher zu machen, werden die Daten innerhalb des MT2-Systems chiffriert übertragen. Die Dechiffrierung der Daten wird durch einen Mikrocontroller in der entsprechenden Empfangsbaugruppe übernommen, der gleichzeitig auch die Steuerung der Empfänger-Eigenschaften realisiert (Auswahl der am besten empfangenden Antenne oder des stärksten zu empfangenden Senders; Nachabgleich der Antennen-Frequenz, etc.).

Als Controller-Ressource wurde zur Bewältigung all dieser anstehenden Software-Aufgaben deshalb auf den STM32-Controller mit einer Speicherkapazität von 0,5 MB Flash und 64 kB RAM gesetzt. Für die Programmentwicklung stehen dabei ein Debug- und ein Trace-Interface zur Verfügung. Über externe Software-Tools ist eine komfortable Programmentwicklung möglich. Der Controller kann mit einer Taktung von 48/72 MHz betrieben werden und für Low-Power Anwendungen steht ein 32 kHz Oszillator zu Verfügung.

Das Ergebnis der Hardware-Entwicklung ist ein recht universell einsetzbares Board, welches über ausreichend Ressourcen verfügt, um als Hardware-Plattform nicht nur die aktuell anstehenden Aufgaben zu erfüllen, sondern auch die Implementierung der nächsten Ausbaustufen des MT2-Systems zu erlauben.

Eine Übersicht zu den Funktionsblöcken des Boards ist in den folgenden Abschnitten und in der Anlage dargestellt.

Auf dem Board wurde ein intelligenter Temperatur- und Feuchte-Sensor vom Typ SHT75 eingebunden. Er erlaubt mittels I2C BUS-Interface die Abfrage von Temperatur und Luftfeuchte mit hoher Genauigkeit. Die Eingangsleitungen sind gegenüber Überspannungen geschützt, so dass der Sensor auch als abgesetzte Funktionseinheit betrieben werden kann.

Die Betriebsspannung für das Sensor-Board wird aus einer robusten Spannungsversorgung geliefert (5...24 V DC Input), die max. 1,5 A Strom bei 3,3 V liefern kann.

Am Ausgang der Sensorbaugruppe wird eine Modbus-Datenschnittstelle realisiert, über welche die Gebäudeautomations-Technik [GA] die empfangenen, demodulierten und dechiffrierten Daten zur Dekodierung und weiteren Verarbeitung abgreifen kann.

Neben den Software-Routinen zur generellen Bedienung des Boards wurden insbesondere folgende System-Software-Module auf der STM32-Plattform entwickelt und implementiert:

- Ansteuerung des RE6032 und Langwellen-Empfang mit AutoScan-Funktion der über die EFR-Sender abgestrahlten, FSK-modulierten Signale.
- Dechiffrierung und Dekodierung der unterschiedlichen Daten-Dienste (Zeit, Datum, Wetterprognose, etc.)
- Temperatur- und Feuchte-Messung
- Algorithmus zur Optimierung der empfangenen Wetter-Prognose-Daten durch Einbeziehen der vor Ort gemessenen Temperatur-Werte nach dem entwickelten LAFOS-Prinzip
- Bedienung einer Modbus RS485 – Schnittstelle

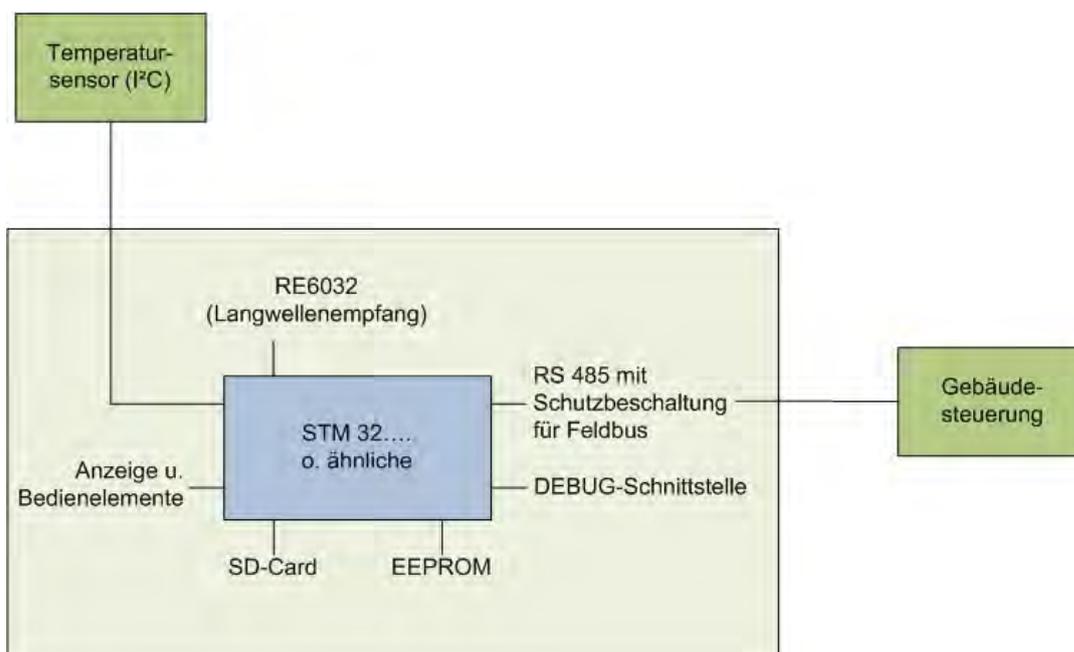


Abb. 4-13: Umgesetzte Struktur des Boards für den Temperatur-Sensor mit integrierter Prognose-Optimierung für die GLT



Skizze mech. Systemaufbau

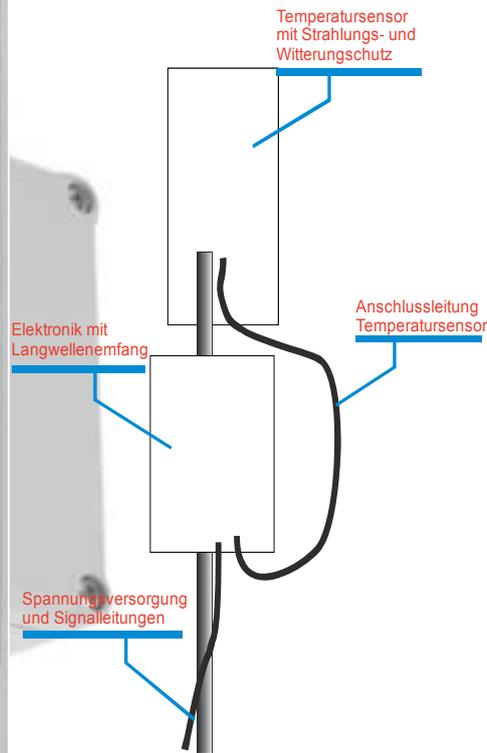


Abb. 4-14: Bestücktes Sensor-Board, eingebaut in Gehäuse, mit angeschlossener und drehbar gelagerter Langwellen-Antenne (links), an Mast montierter Sensor (rechts)

4.4 Entwicklung einer Leitungsgebundenen Schnittstelle zur Anbindung der Gebäudeautomation

In der Gebäudeautomatisierung [GA] besteht eine wesentliche Aufgabe darin, eine effiziente Kommunikation zwischen den verschiedenen Sensoren, Schaltelementen, Aktoren und Steuerungssystemen zu organisieren. Dazu sind verschiedene Schnittstellen mit unterschiedlichsten Leistungsmerkmalen in Verwendung. Praktische Beispiele für Feldbussysteme sind z.B.:

- BACnet,
- Digital Addressable Lighting Interface (DALI),
- Ethernet,
- KNX/EIB,
- Interbus,
- Local Operating Network (LON),
- Modbus,
- Profibus,
- Local Control Network (LCN),
- und eBus.

Nach Analyse der technisch notwendigen Umsetzungsplattform für diese unterschiedlichen Schnittstellen-Systeme führte die Bewertung des notwendigen Realisierungs-Aufwandes, der verfügbaren Ressourcen der für die Umsetzung in Frage kommenden Controllertypen und die Auswertung mehrerer Gespräche mit Entwicklern von GA-Technik dazu, dass die Ankopplung der Sensoren über einen Modbus realisiert wurde.

Mittels Modbus können ein Master (Leiteinrichtung der GA) und mehrere Slaves (z. B. Mess- und Regelsysteme) miteinander verbunden werden.

Bei der Datenübertragung werden dabei drei verschiedene Betriebsarten unterschieden:

- Modbus ASCII,
- Modbus RTU,
- und Modbus TCP.

Als Übertragungsart wurde für den entwickelten Sensor auf Modbus RTU gesetzt. Der Aufwand für die Umsetzung und die Anforderungen des Sensors können damit am besten berücksichtigt werden.

Die Inhalte und die Struktur der auf der Schnittstelle übergebenen Daten sind in der Anlage 1 „Auszug Modbus“ beschrieben.

Die elektrische Verbindung der Geräte kann mit Modbus auf verschiedene Art erfolgen. Zum einen kann eine Verbindung über eine EIA-232 oder EIA-485 und zum anderen über Ethernet erfolgen. Aus Gründen der angestrebten Übertragungs-Reichweite wurde die EIA-232 Schnittstelle und wegen des aufwendigen Übertragungsprotokolls die Ethernet-Schnittstelle ausgeschlossen.

Mit der ausgewählten Verbindungsart EIA-485 können ohne Probleme Daten über Leitungslängen von mehreren hundert Metern übertragen werden.

Zur energetischen Versorgung des Sensors wurden 24 V Gleichspannung gewählt, weil diese in der GA eine übliche Spannung ist. Der Anschluss des Gerätes wird mit einem üblichen, für den Außeneinsatz geeigneten, Datenkabel vorgenommen.

4.5 Test der Prognosen und Evaluierung der Ergebnisse

Die Ergebnisse der theoretischen Betrachtung und die Bewertung der Simulation zum Einsatz des gewählten Verfahrens der „Langzeitprognose mit interpolierten Prognose-Werten“ wurden im Kapitel 4.2.3 dargestellt. Die Erkenntnis, dass durch die Anwendung dieses Verfahrens eine merkliche Verbesserung der Wetter-Prognose liefert, führte dazu, dass dieses Verfahren im bereitgestellten „Gerät zum Empfang von Wetterprognosen per Langwelle“ softwaretechnisch implementiert wurde.

Die praktische Erprobung und Auswertung bedingt einen Langzeit-Feldtest, der sich diesem Projekt anschließen kann. Die dabei ableitbaren Zwischenergebnisse bzw. evtl. notwendige Anpass-

sungen lassen sich durch eine entsprechende Überarbeitung der Algorithmen und im Rahmen der verfügbaren Controller-Ressourcen in die bestehende Hardware implementieren und zur weiteren Verbesserung des Systems einbeziehen.

Diese flexible Update-Fähigkeit ist auch deshalb von Vorteil, da hiermit die Anpassung des Gerätes an die zukünftigen Ausbaustufen des MT2-Systems erfolgen kann.

5 Entwicklung eines selbstlernenden Algorithmus zur prädiktiven Heizungsregelung

Erstellt durch: Hochschule Offenburg

Ziel dieses Teilprojektes ist ein Algorithmus, der die Heizungsanlage eines Gebäudes so regelt, dass dieses zu einem beliebig festgesetzten Zeitpunkt t_1 eine ebenfalls frei wählbare Temperatur τ_{Ziel} hat. Dieses Szenario liegt z.B. bei einem Bürogebäude vor, in dem die Mitarbeiter zum Zeitpunkt t_0 mit der Arbeit beginnen und zu diesem Zeitpunkt ihre Büros mit einer bestimmten Mindesttemperatur vorfinden sollen. Vor diesem Hintergrund ist es sinnvoll, einige vereinfachende Annahmen zu treffen:

- Die Kühlung des Gebäudes muss nicht berücksichtigt werden, es geht ausschließlich um eine Steuerung der Heizung.
- Erwärmung des Gebäudes durch Sonneneinstrahlung ist ebenfalls irrelevant, da nur während der Sommermonate, zu denen das Gebäude ohnehin warm genug ist, diese bereits vor dem Beginn der Arbeitszeit einen Beitrag zur Energiebilanz des Gebäudes leistet.

Damit hängt die zeitliche Entwicklung der Innentemperatur $\tau(t)$ nur von drei Größen ab: der Anfangstemperatur τ_0 , der Außentemperatur $T(t)$ und der Wärmezufuhr $\dot{Q}(t)$ durch die Heizung. Wäre die Wärmezufuhr beliebig hoch wählbar, könnte man den Zeitpunkt, zu dem die Heizung angestellt wird, beliebig nah am Zeitpunkt, zu dem die Zieltemperatur τ_{Ziel} erreicht werden soll, wählen. Die Beschränkung der Wärmezufuhr durch die Dimensionierung der Heizungsanlage macht es jedoch erforderlich, den Zeitpunkt t_0 , zu dem Heizphase beginnt, vor den Zeitpunkt t_1 zu legen, zu dem die Zieltemperatur τ_1 erreicht sein soll. Die Schwierigkeit in der Bestimmung des Zeitpunktes t_0 liegt in der Berücksichtigung sowohl externer Einflüsse wie der Änderung der Außentemperatur $T(t)$ als auch gebäudeeigener Parameter wie Heizungsanlage, Gebäudedämmung etc..

Bei der prädiktiven Heizungsregelung wird die bei konventionellen Heizungsregelungen unbekannte Außentemperatur $T(t)$ durch Wettervorhersage als bekannt vorausgesetzt. Dies ist für die kurzen Zeitspannen (wenige Stunden), für die wir den zeitlichen Verlauf der Außentemperatur benötigen, eine sinnvolle Annahme. Es verbleibt die Notwendigkeit, das Gebäudeverhalten hinreichend genau zu beschreiben, um eine ausreichend genaue Bestimmung des Zeitpunktes t_0 zu ermöglichen. In der vorliegenden Untersuchung wurde dies durch einen selbstlernenden Algorithmus bewerkstelligt.

Die Vorgehensweise ist die, dass wir zunächst den zeitliche Verlauf der Innentemperatur $\tau(t)$ analytisch beschreiben und anschließend einen Algorithmus entwickeln, der es ermöglicht, die darin auftretenden Gebäude-Parameter adaptiv während des Betriebes zu bestimmen. Um die Funktion dieses Algorithmus zu verifizieren, wird das Gebäudeverhalten mittels eines TRNSYS-Modells simuliert, das seinerseits eine MATLAB-Routine aufruft, die sowohl die Heizungssteuerung als auch die Anpassung der darin auftretenden Parameter vornimmt:

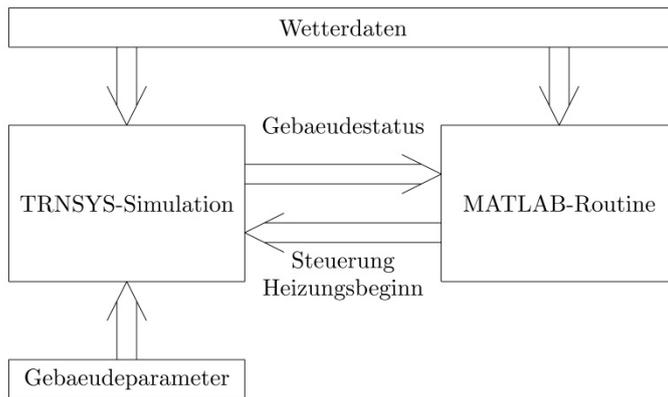


Abb. 5-1: Schematischer Aufbau der Simulation eines Gebäudes inklusive adaptiver Heizungsregelung

Wir beginnen zunächst mit der mathematischen Beschreibung der Innentemperatur $\tau(t)$ für den Fall, dass das Gebäude nicht geheizt wird. In diesem Fall gibt es lediglich einen Wärmestrom von innen nach außen oder umgekehrt, der proportional zur Temperaturdifferenz innen zu außen ist:

$$\frac{d}{dt}\tau(t) = \alpha(T(t) - \tau(t))$$

Eine Lösung dieser Differentialgleichung ist nur möglich, wenn die Funktion $T(t)$ bekannt ist. Diese Außentemperatur $T(t)$ liegt durch die Wettervorhersage für diskrete Zeitpunkte \tilde{t}_i , $i = 1, 2, \dots, n$ vor. Den zeitlichen Abstand zwischen zweier aufeinanderfolgenden Zeitpunkte \tilde{t}_i und \tilde{t}_{i+1} bezeichnen wir mit Δt . Für die Zeiten zwischen diesen diskreten Zeitpunkten nehmen wir einen linearen Verlauf der Außentemperatur an:

$$T(t) = T(\tilde{t}_i) + \frac{t - \tilde{t}_i}{\Delta t} (T(\tilde{t}_{i+1}) - T(\tilde{t}_i))$$

Dies ist eine sinnvolle Annahme, solange der Zeitabstand Δt klein ist gegen die Zeitskala, auf der sich die Außentemperatur signifikant ändert, d.h. wenn sich die Außentemperatur innerhalb eines Zeitschrittes nur geringfügig ändert. Insgesamt haben wir damit die Differentialgleichung

$$\frac{d}{dt}\tau(t) = \alpha \left(T(\tilde{t}_i) + \frac{t - \tilde{t}_i}{\Delta t} (T(\tilde{t}_{i+1}) - T(\tilde{t}_i)) - \tau(t) \right) \quad (1)$$

Diese Differentialgleichung kann mittels Variation der Konstanten gelöst werden, d.h. die Lösung erfolgt in zwei Schritten:

- (1) Im ersten Schritt löst man eine modifizierte (und leichtere) Differentialgleichung, die man erhält, wenn man die Außentemperatur konstant setzt. Diese so gewonnene homogene Lösung hat, weil es eine Differentialgleichung erster Ordnung ist, einen freien, aber konstanten Parameter.
- (2) Im zweiten Schritt erst löst man die gegebene (kompliziertere) Differentialgleichung, indem man den Parameter, der in der homogenen Lösung enthalten ist und dort wie oben bereits gesagt konstant ist, nun als zeitabhängig annimmt. Durch Einsetzen in die gegebene Differentialgleichung für $\tau(t)$ erhält man so eine Differentialgleichung für den Parameter. In vielen Fällen gelingt es, diese Differentialgleichung zu lösen, wonach man durch Einsetzen in die homogene Lösung auch die ursprüngliche Differentialgleichung gelöst hat.

Um die Darstellung übersichtlicher zu gestalten, verschieben wir den Nullpunkt der Zeit zu \tilde{t}_i und führen die Abkürzung $\Delta T = T(\tilde{t}_{i+1}) - T(\tilde{t}_i)$ ein.

Wir beginnen mit Schritt (1) und setzen zunächst die Außentemperatur konstant, d.h. $T(\tilde{t}_{i+1}) = T(\tilde{t}_i) = T_i$. Die entstehende homogene Differentialgleichung

$$\frac{d}{dt}\tau(t) = \alpha(T_i - \tau(t))$$

ist elementar und hat deren Lösung, im Folgenden homogene Lösung genannt, lautet:

$$\tau(t) = T_i + (\tau_i - T_i)e^{-\alpha t}$$

Diese Lösung enthält, wie oben bereits einen freien Parameter, nämlich die Anfangstemperatur τ_i .

Im nächsten Schritt (2) erweitert man die Differentialgleichung indem man die bisher konstante Außentemperatur durch den linearen Verlauf aus Gleichung (1) ersetzt. Gleichzeitig ersetzt man die konstante Anfangstemperatur τ_i durch die zunächst unbekannte Funktion $\tau_i(t)$:

$$\tau(t) = T_i + (\tau_i(t) - T_i)e^{-\alpha t}$$

Um diesen Ansatz in die Differentialgleichung (1) einsetzen zu können, müssen wir nach der Zeit differenzieren:

$$\frac{d}{dt}\tau(t) = -\alpha(\tau_i(t) - T_i)e^{-\alpha t} + \frac{d\tau_i}{dt}e^{-\alpha t}$$

Nach dem Einsetzen heben sich in der entstehenden Gleichung fast alle Terme weg und wir verbleiben mit einer verhältnismäßig einfachen Differentialgleichung für $\tau_i(t)$:

$$\frac{d}{dt}\tau_i(t) = \alpha \frac{t}{\Delta t} \Delta T e^{\alpha t}$$

Diese Differentialgleichung könnte zwar exakt gelöst werden, was nach dem Anpassen an die Anfangsbedingungen jedoch zu unnötig komplizierten Ausdrücken führt. Deswegen nähern wir die darin auftretende Exponentialfunktion durch 1, erhalten also die einfachere Differentialgleichung

$$\frac{d}{dt}\tau_i(t) = \alpha \frac{t}{\Delta t} \Delta T$$

was gerechtfertigt ist, da die Zeit t höchstens Δt betragen kann und diese Zeitspanne Δt klein ist. Nach dieser Näherung steht auf der rechten Seite der Differentialgleichung ein Polynom in t , so dass die Lösung

$$\tau_i(t) = \tau_i(0) + \frac{\alpha \Delta T}{2\Delta t} t^2$$

direkt angegeben werden kann. Auch diese Lösung hat wie die oben einen freien Parameter $\tau_i(0)$, mit dem man die Lösung an eine beliebige Anfangsbedingung (hier eine Anfangstemperatur) anpassen kann. Er hat also letztendlich dieselbe Bedeutung wie τ_i für die homogene Differentialgleichung, was wir zum Ausdruck bringen, indem wir dasselbe Formelsymbol verwenden, also $\tau_i(0)$ durch τ_i ersetzen. Setzt man diese in die homogene Lösung ein, erhält man schlussendlich die gesuchte Lösung der inhomogenen Differentialgleichung:

$$\tau(t) = T_i + \left(\tau_i + \frac{\alpha \Delta T}{2\Delta t} t^2 - T_i \right) e^{-\alpha t} \quad (2)$$

Auf ganz ähnliche Weise betrachten wir die Situation, in der das Gebäude geheizt wird. In diesem Fall kommt zu dem Wärmeaustausch mit der Umgebung noch ein Wärmestrom $\dot{Q}(t)$ und wir erhalten die Differentialgleichung

$$\frac{d}{dt}\tau(t) = \alpha(T(t) - \tau(t)) + \beta\dot{Q}(t)$$

Vergleichen wir diese Differentialgleichung mit (1) so erkennen wir, dass diese aus (1) hervorgeht, indem wir $T(t)$ durch $T(t) + \beta\dot{Q}(t)/\alpha$ ersetzen. Unter der Annahme, dass $\dot{Q}(t)$ sich innerhalb eines Zeitintervalls Δt nicht ändert, können wir die Lösung dieser neuen Differentialgleichung erhalten, indem wir einfach die entsprechende Ersetzung in der Lösung durchführen:

$$\tau(t) = T_i + \frac{\beta\dot{Q}(t)}{\alpha} + \left(\tau_i + \frac{\alpha \Delta T}{2\Delta t} t^2 - T_i - \frac{\beta\dot{Q}(t)}{\alpha} \right) e^{-\alpha t} \quad (3)$$

Die Lösung enthält also zwei Parameter α und β , die das Verhalten des Gebäudes hinsichtlich der Angleichung an die Außentemperatur und hinsichtlich der Erwärmung durch Heizen beschreiben. Diese beiden Parameter werden als zeitlich konstant angenommen, d.h. Änderungen zum Beispiel der Kesselleistung werden nicht berücksichtigt.

Sind diese beiden Parameter bekannt, kann auf Basis der Wettervorhersage der Zeitpunkt bestimmt werden, zu dem die Heizphase spätestens beginnen muss, um die Zieltemperatur zu einem vorgegebenen Zeitpunkt zu erreichen. Der einfachste Weg dazu ist, dass das Programm diesen Zeitpunkt nicht in einem Schritt explizit berechnet, sondern in jedem Zeitschritt überprüft, ob dieser Zeitpunkt bereits erreicht ist oder noch in der Zukunft liegt. Dazu muss das Programm lediglich prüfen, ob die vorgegebene oder eine höhere Temperatur auch dann erreicht wird, wenn die Heizphase erst nach dem nächsten Zeitschritt beginnt. In diesem Fall wird noch nicht mit dem Heizen begonnen und nach dem nächsten Zeitschritt erneut geprüft; andernfalls beginnt die Heizphase sofort. Die Vorgehensweise ist zur besseren Verständlichkeit in dem folgenden Flussdiagramm dargestellt:

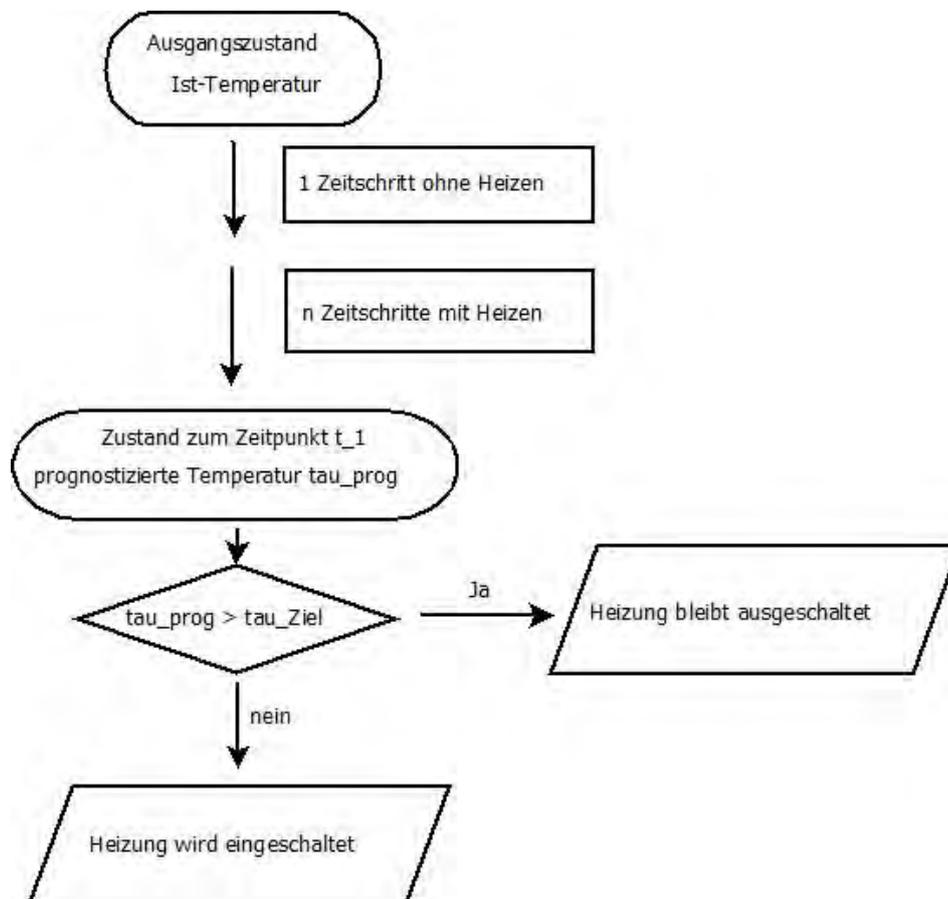


Abb. 5-2: Flussdiagramm des Algorithmus zur Entscheidungsfindung, ob die Heizung zu aktuellen Zeitpunkt eingeschaltet werden muss oder nicht

Nach jedem Zeitschritt wird die auf Basis von (2) bzw. (3) prognostizierte Temperatur mit der Temperatur aus der TRNSYS-Simulation verglichen und auf dieser Grundlage die Werte von α und β angepasst. Da in die Formel (2) für die Entwicklung der Temperatur ohne Heizen der Parameter β nicht eingeht, kann in diesen Zeitschritten nur der Parameter α angepasst werden. Für diese Anpassung wird zunächst abgeschätzt, welcher Wert von α zu der anschließend in der Simulation beobachteten Temperatur geführt hätte. Dazu wird zunächst die Funktion $\tau(\alpha)$ als Funktion von α aufgefasst und um den aktuellen Wert α_n linearisiert:

$$\begin{aligned}\tau(\Delta t, \alpha) &= T_0 + \left(\tau_i + \frac{\alpha \Delta T}{2} \Delta t - T_0 \right) e^{-\alpha \Delta t} \\ &\approx \tau(\Delta t, \alpha_i) + \left. \frac{\partial \tau}{\partial \alpha} \right|_{\alpha=\alpha_i} (\alpha - \alpha_n) = \tau_{i+1}\end{aligned}$$

Die letzte Gleichung lässt sich leicht nach α auflösen:

$$\alpha = \alpha_i + \frac{\tau_{i+1} - \tau(\Delta t, \alpha_i)}{\left. \frac{\partial \tau}{\partial \alpha} \right|_{\alpha=\alpha_i}} \quad (4)$$

Dabei ist

$$\left. \frac{\partial \tau}{\partial \alpha} \right|_{\alpha=\alpha_i} = \left(-\alpha_i \tau_i + \frac{\Delta T}{2} \Delta t (\alpha_i^2 - 1) + \alpha_i T_0 \right) e^{-\alpha_i \Delta t}$$

Abschließend werden der so berechnete neue Wert für α und der bisherige Wert α_i zu einem neuen Wert α_{i+1} zusammengefasst, der das gewichtete Mittel von α und α_i ist:

$$\alpha_{i+1} = \frac{1}{1+\varepsilon} (\alpha_i + \varepsilon \alpha) \quad (5)$$

Die α_i bilden also eine Folge, bei denen das jeweils nächste (verbesserte) Folgenglied (α_{i+1}) aus dem aktuellen Folgenglied (α_i) und dem Wert α aus Gleichung (4) als gewichtetes Mittel gemäß der Gleichung (5) berechnet wird. Der Parameter ε beschreibt, wie schnell der Wert der α_i auf Grund von festgestellten Abweichungen zwischen vorhergesagter und dann festgestellter Temperatur angepasst wird. Bei einem großen Wert von ε wird dem neu errechneten Wert ein hohes Gewicht beigemessen, während bei einem kleinen Wert von ε dem bisherigen Wert, der ja auf der Basis von vielen Zeitintervallen gefunden wurde, ein hohes Gewicht gibt. In den Simulationen stellte sich heraus, dass ein verhältnismäßig kleiner Wert von $\varepsilon=1/100$, der eine relativ träge Anpassung der Parameter bewirkt, zu den besten Ergebnissen geführt hat. Nur in der Anfangsphase, in der auch der bisherige Wert von α auf einer Zahl N an Simulationsschritten beruht, die kleiner als 100 ist, wurde $\varepsilon = 1/N$ gewählt.

Auf diese Weise wird in jedem Zeitschritt aus dem bisherigen Wert von α und der Abweichung zwischen TRNSYS-Simulation und MATLAB-Programm ein verbesserter Wert für α gewonnen.

Im Gegenzug wird in Heizphasen nur der Parameter β angepasst, wobei sich gezeigt hat, dass es günstiger ist, für die Anpassung von β nur Zeitintervalle zu verwenden, in denen die Heizung annähernd auf Volllast läuft. Der Hintergrund dieser Einschränkung ist, dass für die Vorhersage des spätmöglichsten Zeitpunktes für den Beginn der Heizphase ebenfalls lediglich das Verhalten bei maximaler Heizleistung benötigt wird. Die Vorgehensweise der Anpassung des Parameters β ist völlig analog zu der oben beschriebenen Vorgehensweise beim Parameter α . Als Grundlage dient nun Gleichung (3), die nun um den aktuellen Wert β_i linearisiert wird:

$$\left. \frac{\partial \tau}{\partial \beta} \right|_{\alpha=\alpha_i, \beta=\beta_i} = (1 - e^{-\alpha_i \Delta t}) \frac{\dot{Q}(t)}{\alpha_i}$$

Die entstehende lineare Gleichung wird nach β aufgelöst

$$\beta = \beta_i + \frac{\tau_{i+1} - \tau(\Delta t, \alpha_i, \beta_i)}{\left. \frac{\partial \tau}{\partial \beta} \right|_{\alpha=\alpha_i, \beta=\beta_i}}$$

und abschließend der verbesserte Wert β_{i+1} als gewichtetes Mittel von β_i und β ermittelt:

$$\beta_{i+1} = \frac{1}{1 + \varepsilon} (\beta_i + \varepsilon \beta)$$

Wir beginnen die Vorstellung der Ergebnisse mit einer Simulation, die auf Wetterdaten aus Stuttgart beruhen:

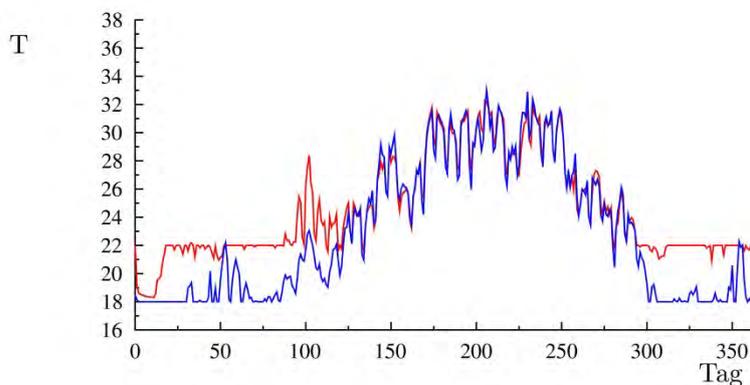


Abb. 5-3: Simulierter Temperaturverlauf eines Gebäudes in Stuttgart um 08:00 Uhr mit konventioneller Heizungsregelung (blau) und selbstlernender Heizungsregelung (rot)

Dargestellt ist die Temperatur zum Zielzeitpunkt t_0 (8 Uhr morgens) über ein Jahr. Die angestrebte Zieltemperatur betrug $22\text{ }^{\circ}\text{C}$. Blau dargestellt ist eine konventionelle Heizungsregelung, deren Heizphase um 8 Uhr morgens beginnt, sofern die Zieltemperatur nicht ohnehin erreicht ist, und um 18 Uhr abends endet. Außerhalb dieser Zeit läuft die Heizung nur, wenn die Temperatur unter $18\text{ }^{\circ}\text{C}$ fällt. Rot dargestellt ist die Temperatur bei Regelung der Heizung auf der Basis des in diesem Projekt entwickelten selbstlernenden Algorithmus. Man erkennt, dass zu Beginn der Simulation die rote Kurve deutlich unterhalb der Zieltemperatur verläuft. Nach einer kurzen Lernphase jedoch sind die Parameter α und β ausreichend genau bekannt und die Temperatur um 8 Uhr beträgt fast durchweg genau die Zieltemperatur. Mit dem Steigen der Außentemperaturen im Frühjahr und Sommer wird diese Temperatur bereits ohne Heizen überschritten. Im daran anschließenden Herbst und Winter hingegen greift wieder die selbstlernende Heizungsregelung und die Innentemperatur um 8 Uhr beträgt die angestrebten $22\text{ }^{\circ}\text{C}$. Ähnliche Ergebnisse erhält man für alle Orte mit vergleichbaren Klimabedingungen wie Stuttgart. Aus diesem Grund stellen wir hier noch zwei Extremfälle mit sehr warmem bzw. sehr kaltem Klima dar: Rom und Moskau.

Bei Rom ist die Warmperiode, in der kein Heizen erforderlich ist, stark ausgedehnt und es verbleibt nur eine sehr kurze Heizperiode. Dies hat zur Folge, dass der Parameter β , der nur auf der Basis von Daten innerhalb der Heizperiode bestimmt werden kann, nicht hinreichend genau bekannt ist: Wir sehen, dass als Folge dieser Unsicherheit im Parameter β die Zieltemperatur in der ersten Heizperiode (etwa bis zum 50. Tag) nur grob getroffen wird und eine merkliche Stabilisierung bei $22\text{ }^{\circ}\text{C}$ erst in der zweiten Heizperiode (etwa ab dem 300. Tag) eintritt.

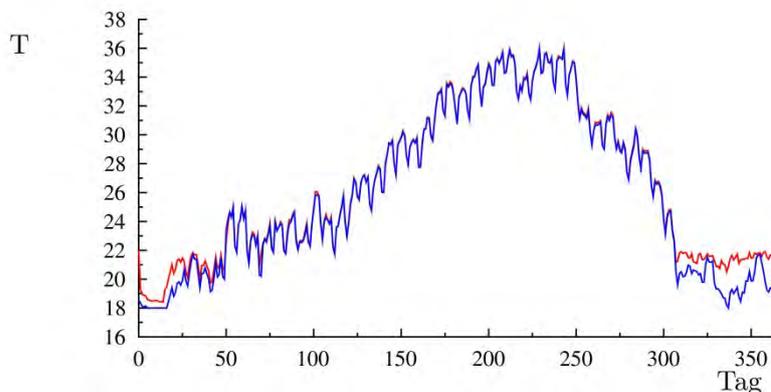


Abb. 5-4: Simulierter Temperaturverlauf eines Gebäudes in Rom um 08:00 Uhr mit konventioneller Heizungsregelung (blau) und selbstlernender Heizungsregelung (rot)

Im umgekehrten Extremfall sehr niedriger Außentemperaturen, wie sie z.B. in Moskau anzutreffen sind, ist das Verhalten von Heizung und Gebäude zwar ausreichend genau bekannt, bei sehr tiefen Temperaturen kann die Zielvorgabe von $22\text{ }^{\circ}\text{C}$ jedoch auch dann nicht erreicht werden, wenn die Heizung ununterbrochen auf Vollast läuft. Dies führt zu den Temperatureinbrüchen, die wir der folgenden Abbildung erkennen:

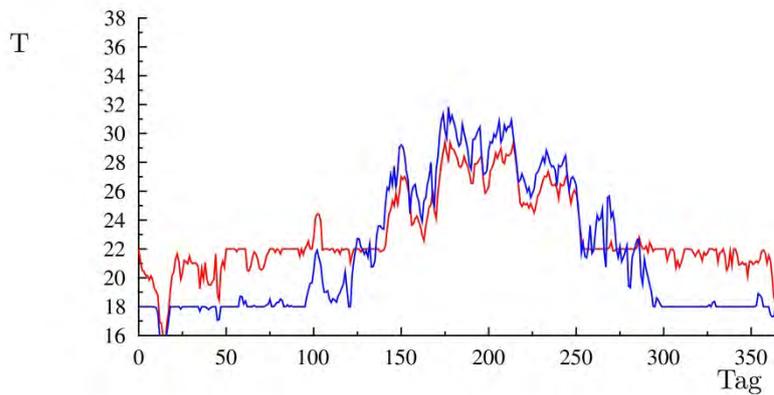


Abb. 5-5: Simulierter Temperaturverlauf eines Gebäudes in Moskau um 08:00 Uhr mit konventioneller Heizungsregelung (blau) und selbstlernender Heizungsregelung (rot)

In einigen Extremfällen betrug die Temperatur um 8:00 Uhr morgens nur ca. 16 °C, bei diesen Wetterbedingungen lief die Heizung unabhängig von deren Regelung ununterbrochen auf Vollast. Aber auch während des russischen Winters sorgte die adaptive, selbstlernende Heizungsregelung an den meisten Tagen dafür, dass die Temperatur um 8:00 Uhr morgens nur geringfügig von den angestrebten 22 °C abwich.

6 Entwicklung von prädiktiven Algorithmen für thermisch aktive Bauteilsysteme (TABS)

Erstellt durch: Hochschule Offenburg

6.1 Prinzip prädiktiver Verfahren

Die Auswertung von Wetterprognosen ist das gemeinsame Kennzeichen aller Arten von prädiktiven Automationsverfahren. Diese sind vor allem in Fällen von Nutzen, in denen Systeme großer Trägheit geregelt werden sollen. Thermisch aktivierte Bauteil Systeme, wie zum Beispiel die Betonkernaktivierung sind ein typischer Anwendungsfall. Es handelt sich hier um Bauteile mit großer Speicherfähigkeit von thermischer Energie, die aufgrund ihrer langsamen Reaktion mit klassischen Verfahren der Regelungstechnik nicht zufriedenstellend betrieben werden können. Ist jedoch das künftige Wetter bekannt, kann das Gebäude und seine Speichermassen vorausschauend auf die kommenden Verhältnisse eingestellt werden. Dies kommt vor allem dem Komfort zu gute, ermöglicht aber auch Energieeinsparungen im niederen zweistelligen Prozentbereich.

Abb. 6-1 zeigt den üblichen Aufbau zum Betrieb einer prädiktiven Steuerung für ein TAB-System. Die Regeleinheit reguliert über ein 3-Wege-Ventil die Vorlauftemperatur und kann in manchen Varianten über die Pumpe auch den Massenstrom regeln. Diese Durchflussregelung wird allerdings

nur noch selten eingesetzt. Als Eingangsgrößen stehen die Temperaturen aus Vor- und Rücklauf, sowie die Wetterdaten zur Verfügung. Die Wetterprognosen können über das Internet entweder als Webservice oder als Textdatei per FTP-Download empfangen werden. Im Rahmen dieses Projektes wird auch eine Empfangsmöglichkeit per Langwellenfunk entwickelt, die einen Internetanschluss überflüssig macht.

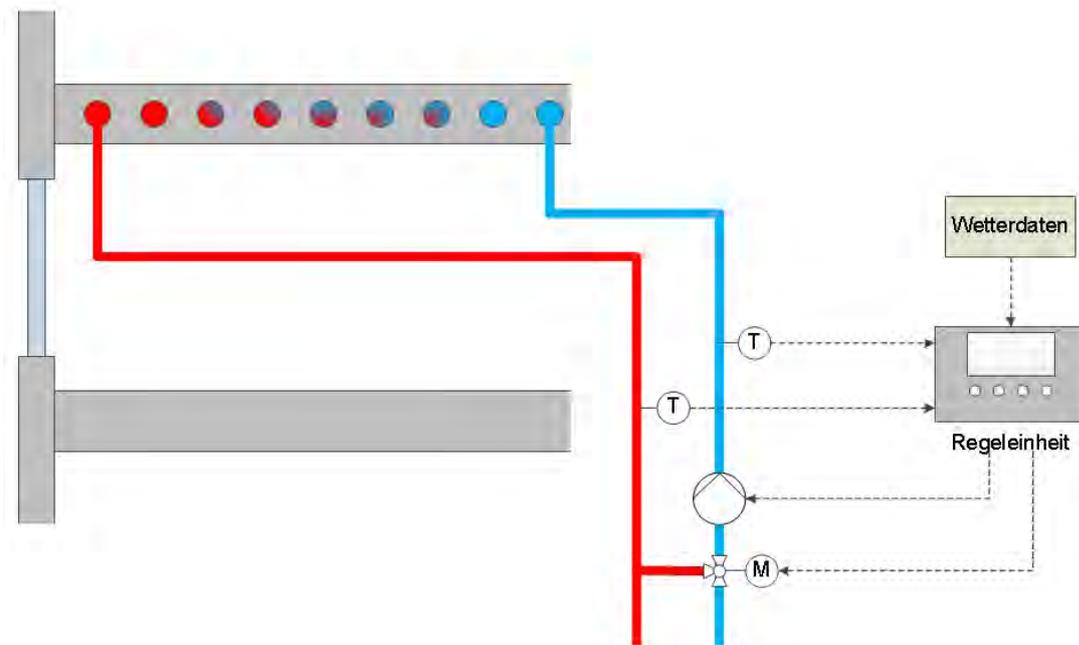


Abb. 6-1: Prädiktive Ansteuerung von Thermisch Aktiven Bauteilsystemen

Die einfachste Anwendung ist die Abwandlung des Verfahrens mit Vorlauftemperaturregelung nach Heiz- beziehungsweise Kühlkurve, das in Kapitel 6.4 vorgestellt wird. Der Tagesmittelwert der Außentemperatur, der die Vorlauftemperatur bestimmt, wird hierbei nicht mehr mit den Temperaturen der vergangenen 24 Stunden, sondern mit den kommenden 24 Stunden der Außentemperatur-Prognose berechnet. Dadurch erhält man eine bessere Reaktionsfähigkeit auf Witterungsänderungen. Ein Nachteil des Verfahrens wird dadurch jedoch nicht beseitigt, nämlich die häufigen Betriebszeiten des TAB-Systems, in denen nur wenig Energie transportiert wird. Diese Zeiten sind durch geringe Temperaturspreizung zwischen Vorlauf- und Rücklauftemperatur und damit eine niedrige Effizienz gekennzeichnet. In [KLZ2010] wird eine Methode entwickelt die ermöglicht, ein TAB-System mit maximaler Effizienz zu betreiben, indem die Vorlauftemperatur nicht mehr variabel geregelt wird, sondern fest mit minimaler beziehungsweise maximaler Temperatur gefahren wird. Dies führt zu einer größtmöglichen Temperaturspreizung zwischen Vor- und Rücklauf und damit zu einer größtmöglichen Effizienz des Gesamtbetriebs. Da auch der Massenstrom fest eingestellt bleibt, lässt sich die Menge an zu- oder abgeführter thermischer Energie dann allerdings nur noch durch die Laufzeit der Anlage steuern. Das macht es notwendig, mit Hilfe von mehr oder weniger komplexen mathematischen Modellen den Energiebedarf eines Gebäudes oder einzelner Zonen vorherzusagen. Die Entwicklung solcher Modelle wird in den folgenden Kapiteln weitergeführt.

6.2 Entwicklungsumgebung

6.2.1 Software

Für die Entwicklung der Automationsverfahren an den Hochschulen Offenburg und Köln ist eine einheitliche Testumgebung mit den Programmen TRNSYS und MATLAB erstellt worden. Die Einbindung von MATLAB in die Gebäudesimulation von TRNSYS ermöglicht die Entwicklung und den Test von mathematisch komplexen Algorithmen. Die Simulation des Gebäudes mit seinen thermisch aktiven Bauteilen wird in TRNSYS zuverlässig und bewährt durchgeführt. Die Abbildung der inneren Lasten sowie die von einfachen Aufgaben der Gebäudeautomation wie die Licht- und Jalousiensteuerung werden ebenfalls in TRNSYS realisiert. Die Entwicklung und die Simulation der prädiktiven und selbstlernenden Verfahren der TABS-Steuerung werden in MATLAB ausgelagert. Dies ermöglicht die Realisierung von komplexen mathematischen Verfahren bei voller Integration in die dynamische Simulation des Gebäudes.

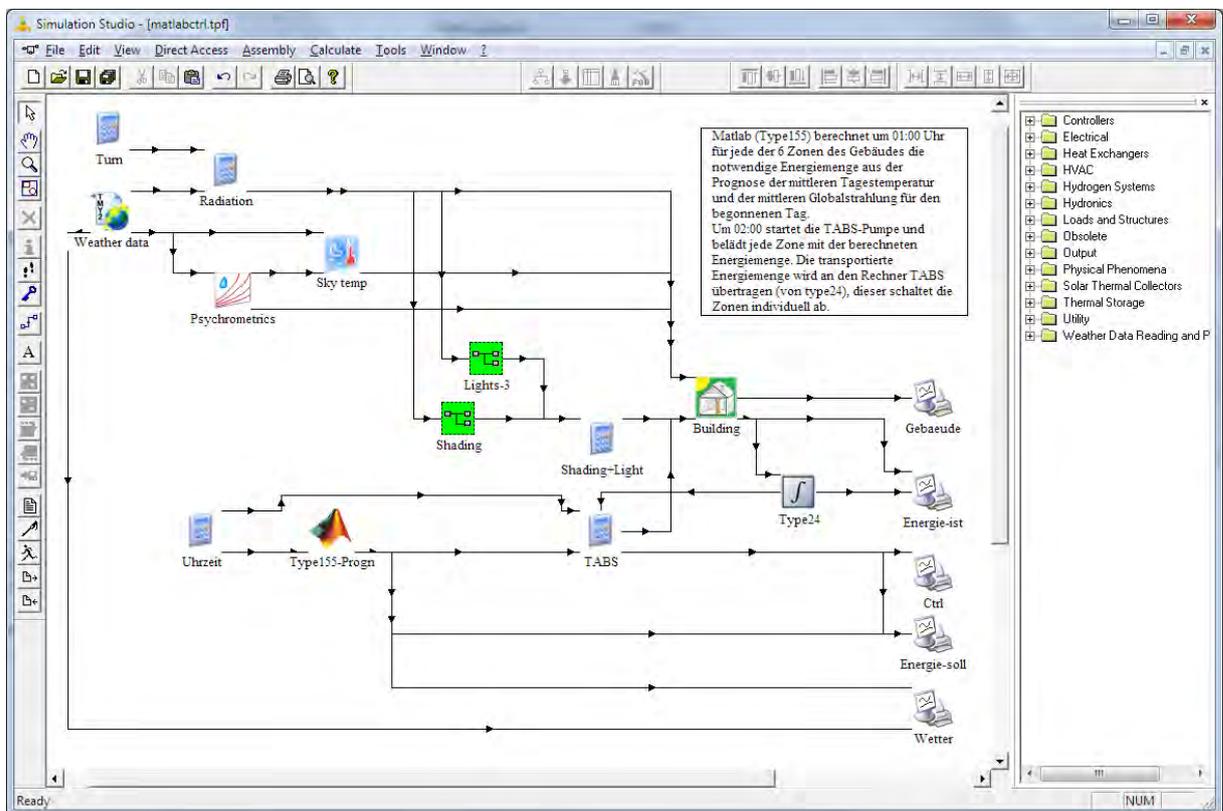


Abb. 6-2: TRNSYS Simulation Studio mit Einbindung von MATLAB

Die Anbindung von MATLAB geschieht durch den in TRNSYS vorhandenen type155, der in jedem Simulationsschritt einen m-File aufruft, in dem die Funktionen der TABS-Steuerung abgearbeitet werden. Beim Aufruf werden Parameter an MATLAB übergeben, die Ergebnisse werden am Ende der Bearbeitung von MATLAB an TRNSYS übermittelt.

Die Wetterprognosen werden als ideale Prognosen mit dem Standardwetterdatensatz realisiert, der auch für die Simulation verwendet wird. Hierfür werden während der Simulation die 120 Stunden eingelesen, die auf den aktuellen Zeitschritt folgen.

6.2.2 Versuchsgebäude

Im Zentrum des Interesses steht die Entwicklung von Prädiktiven Algorithmen für den Betrieb der TABS, das Gebäudemodell ist daher bewusst einfach gehalten worden. Die Fassadengestaltung sowie deren Orientierung ermöglichen trotzdem den Test der Verfahren an Zonen mit recht unterschiedlichen Eigenschaften.

Als Versuchsgebäude ist ein eingeschossiges Gebäude mit sechs Zonen in TRNSYS modelliert worden. Die Zonen haben alle denselben quadratischen Grundriss mit einer Fläche von 25 m^2 und einer Höhe von 3 m . Alle Maße sind Außenmaße. Die Fenster haben eine Fläche von $7,5 \text{ m}^2$, der Fensterflächenanteil beträgt 50% . Die Fassaden mit 3 Fenstern weisen direkt nach Norden beziehungsweise Süden. Die Eckräume haben doppelt so viel Fensterfläche wie die Mittelzonen und unterscheiden sich daher von letzteren deutlich in ihrem thermischen Verhalten. Die Decken sind als thermisch aktive Bauteile ausgeführt, die Böden jedoch nicht. Dies bildet reale Gebäude gut ab, weil Büroräume sehr häufig einen Doppelboden mit Installationsebene besitzen und daher nur eine geringe thermische Kopplung zwischen Betonboden und dem Raum besteht.

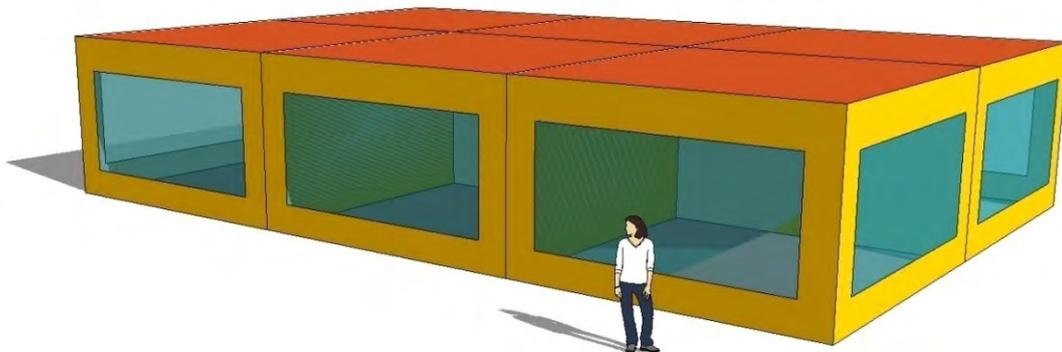


Abb. 6-3: Modell des Versuchsgebäudes in Goole Sketchup

Technische Daten des Gebäudes

U-werte:

Außenwände:	$0,27 \text{ W/m}^2 \text{ K}$
Fenster:	$1,4 \text{ W/m}^2 \text{ K}$
Decke:	$0,15 \text{ W/m}^2 \text{ K}$
Boden:	$0,27 \text{ W/m}^2 \text{ K}$

Aufbau TABS:

Rohrdurchmesser:	20 mm
------------------	-----------------

Rohrabstand: 20 cm

Jede Zone ist separat ansteuerbar. Der Massenstrom beträgt $20 \text{ kg/m}^2 \text{ h}$. Die Vorlauftemperatur liegt bei $17 \text{ }^\circ\text{C}$ im Kühlfall und $28 \text{ }^\circ\text{C}$ im Heizfall.

Sonstiges

Mechanische Lüftung: 1-facher Luftwechsel während der Arbeitszeit.

Undichtigkeit: 0,2-facher Luftwechsel permanent.

Verschattung: Durch Jalousien werden 70 % (Prozentangabe abhängig von den Jalousien) der Sonneneinstrahlung vom Eindringen in den Raum abgehalten. Schalten erfolgt bei einer Globalstrahlung von 120 W/m^2 bzw. 140 W/m^2 (Hysterese) auf die Fassade.

Beleuchtung: Schalten bei Globalstrahlung ($120/200$) W/m^2 auf die Horizontale.

Belegung: Vier Personen (150 W) mit je einem PC-Arbeitsplatz (140 W).

6.3 Methoden

In den folgenden Kapiteln werden verschiedene Methoden prädiktiver Betriebsverfahren entwickelt. Im Kapitel 6.4 wird eine herkömmliche nicht-prädiktive Steuerung simuliert. Die Ergebnisse dienen als Referenz zur Bewertung der Ergebnisse der vorgestellten prädiktiven Verfahren. In Kapitel 6.5 wird in Anlehnung an die Methode in [KLZ2010] ein erstes Modell zur Vorhersage des Energiebedarfs des Versuchsgebäudes vorgestellt. Das dort entwickelte Prognosemodell bezieht sich auf das Gesamtgebäude und berücksichtigt nicht den unterschiedlichen Energiebedarf einzelner Zonen, was zu einem unbefriedigenden Gebäudeverhalten führt. Dies ist aber durchaus gewollt, denn es dient als Basis für die Optimierungsverfahren der Hochschule Köln, die in Kapitel 7 präsentiert werden. Dabei soll versucht werden, die Fehlanpassung durch selbstlernende Verfahren auszugleichen. Anschließend wird mit einer neuen Methodik ein sogenanntes optimales Modell entwickelt, das für jede einzelne Zone genau diejenige Energiemenge bestimmen kann, die notwendig ist, um gerade eben die Komfortbedingungen zu erfüllen. Es wird also vermieden, mehr zu heizen oder zu kühlen als unbedingt nötig. Eine Möglichkeit um auf Abweichungen des realen Gebäudes vom idealen Modell oder auch auf Nutzungsänderungen zu reagieren wird in Kapitel 6.7 vorgestellt. In Kapitel 6.8 werden die Ergebnisse diskutiert.

6.4 Variation der Vorlauftemperatur ohne Wetterprognose

Als erste Variante ist eine TABS-Steuerung mit variabler Vorlauftemperatur ohne die Auswertung von Wetterprognosen simuliert worden wie sie heute üblicherweise eingesetzt wird. Eine erste Verbesserung besteht darin, dass der TABS-Betrieb auf Zeiten zwischen 00:00 Uhr und 15:00 Uhr beschränkt wird, was zu ersten Einsparungen führt. Wie auch in allen weiteren Modellen soll die Raumtemperatur in einem Band von 20 °C bis 26 °C gehalten werden.

Die Vorlauftemperatur wird wie in Abb. 6-4 gezeigt in Abhängigkeit der mittleren Außentemperatur des Vortages geregelt. In der Neutralzone, zwischen 10 °C und 12 °C mittlerer Außentemperatur, wird weder geheizt noch gekühlt. Die inneren Lasten sorgen bei diesen mittleren Außentemperaturen für eine Anhebung der Raumtemperatur, so dass der thermische Komfort erreicht wird. Diese mittlere Außentemperatur ist auch unter dem Begriff Heizgrenztemperatur bekannt.

Die Gleichung der in Abb. 6-4 dargestellten Gerade sowie die Neutralzone können in TRNSYS durch mehrere Jahressimulationen an das Gebäudemodell angepasst werden. Ohne ein Gebäudemodell müssen diese Parameter während dem Gebäudebetrieb über ein Jahr durch geschultes Personal angepasst werden um den thermischen Komfort im Gebäude zu erreichen und die Gebäudenutzer zufriedenzustellen. Durch das Fehlen von extremen Temperaturen kann dieser Prozess noch mehr Zeit in Anspruch nehmen.

Die Gleichung der in Abb. 6-4 dargestellten Geraden lautet

$$t_{VL} = -0,65 t_{amb_mean} + 28,5 \text{ °C}$$

mit

t_{VL} Vorlauftemperatur in °C
 t_{amb_mean} Mittlere Außenlufttemperatur des Vortages in °C

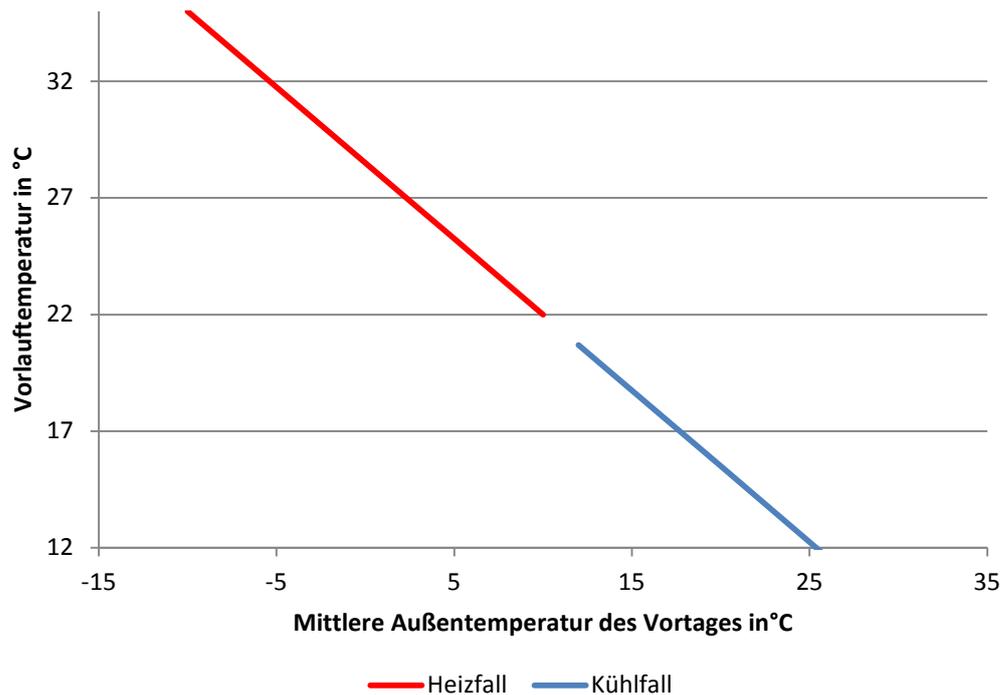


Abb. 6-4: Heiz- und Kühlkurve für die witterungsgeführte Steuerung

Wegen der unterschiedlichen Ausrichtungen der Räume werden die TABS in zwei Bereiche, in Nord und in Südlage unterteilt. Hierbei wird im Heizfall die Vorlauftemperatur der Südzone um 0,5 K erniedrigt und im Kühlfall die Temperatur der Nordzone um 0,5 K angehoben. Dies erfordert den Einbau einer zweiten Temperaturregeleinheit.

Die Ergebnisse werden im Kapitel 6.8 im Vergleich mit dem optimalen prädiktiven Verfahren vorgestellt.

6.5 Prädiktiver Algorithmus als Basis für selbstlernende Systeme

Ein erster prädiktiver Algorithmus wird auf Basis eines Gebäudemodells mit idealer Heizung und Kühlung entwickelt. Ideal bedeutet, dass Heizung und Kühlung gerade soviel Energie aufwenden, dass die gewünschten Mindest- beziehungsweise Höchsttemperaturen eingehalten werden. Die Art der Heizung spielt hierbei keine Rolle. Es wird diejenige Energie ausgegeben, die dem Raum zugeführt oder entzogen werden muss, um die gewünschten Temperaturgrenzen einzuhalten.

Für jeden einzelnen Tag aus dem Standard-Wetterdatensatz für Stuttgart wurde separat gerechnet. Hierzu wurden 365 neue Wetterdatensätze erstellt in denen sich die einzelnen Tage vier Wochen lang wiederholen. Aus den Simulationsergebnissen wurden die benötigten Energiemengen getrennt nach Wochenenden und Arbeitstagen extrahiert.

Die Abbildungen Abb. 6-5 bis Abb. 6-8 zeigen den mittleren Energiebedarf aller Zonen über ein ganzes Jahr. Aus diesen Ergebnissen lassen sich einfache Modelle für den jeweiligen Betriebszustand bilden. Die Formeln der Modelle sind unter den jeweiligen Abbildungen angegeben. Die Formeln bilden ein einfaches aber recht zuverlässiges Modell für den Energiebedarf des Gebäudes ab.

E täglicher Energiebedarf für Traum > 20 °C bzw. Traum < 26 °C in kJ

Tmean Tagesmittelwert der Außentemperatur in °C

Imean Tagesmittelwert der Globalstrahlung auf die Horizontale in kJ/(h*m²)

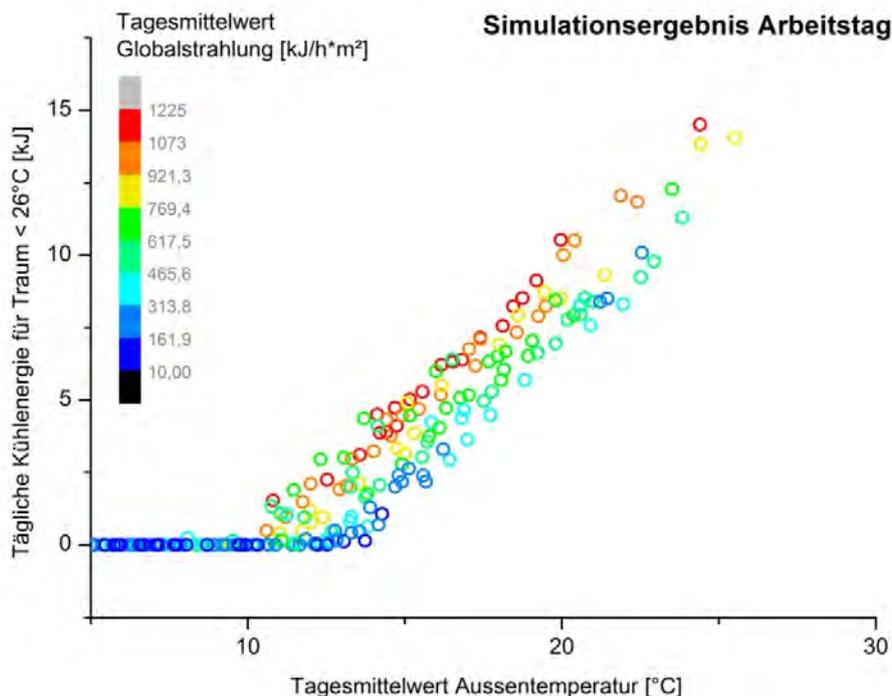


Abb. 6-5: Kühlen Arbeitstag $E = -13,5 + T_{\text{mean}} + 4 \cdot (I_{\text{mean}}/1000)$

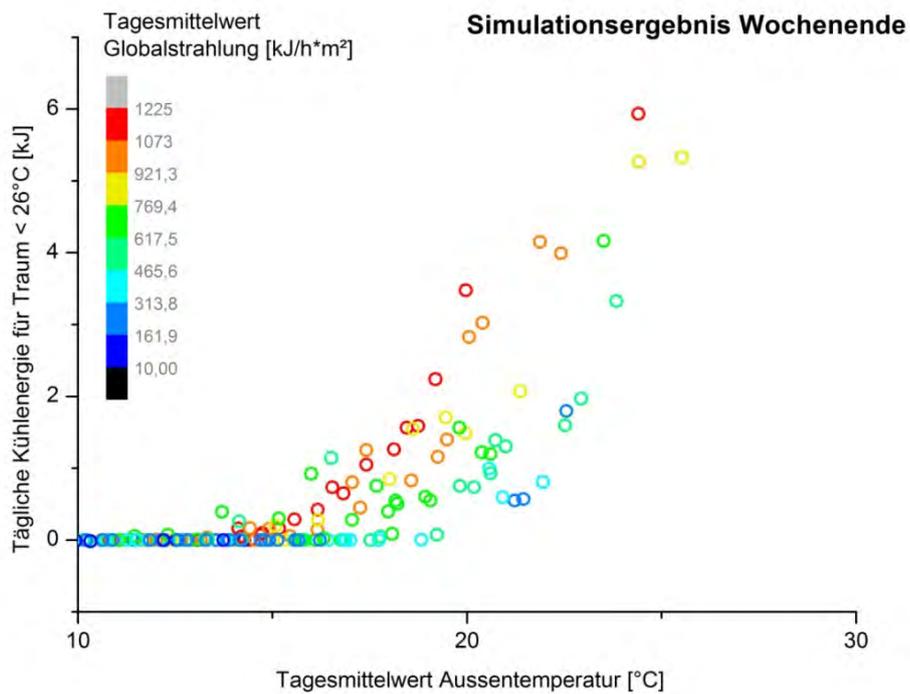


Abb. 6-6: Wochenende $E = -12 + 0,6 \cdot T_{\text{mean}} + 3 \cdot (I_{\text{mean}}/1000)$

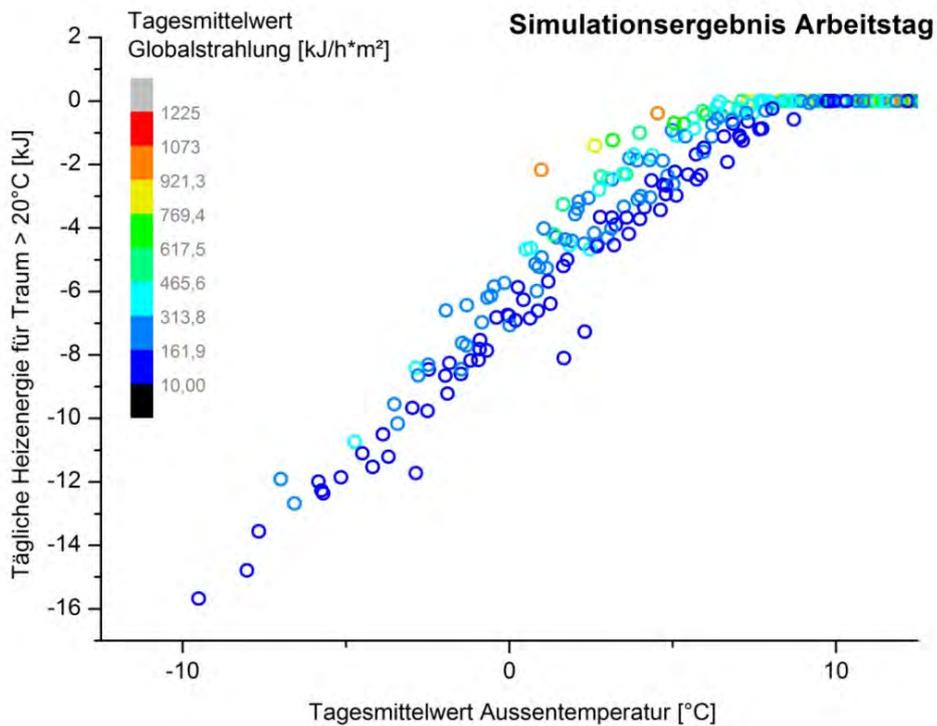


Abb. 6-7: Arbeitstag $E = -1 \cdot (-8 + 0,85 \cdot T_{\text{mean}} + 5 \cdot (I_{\text{mean}}/1000))$

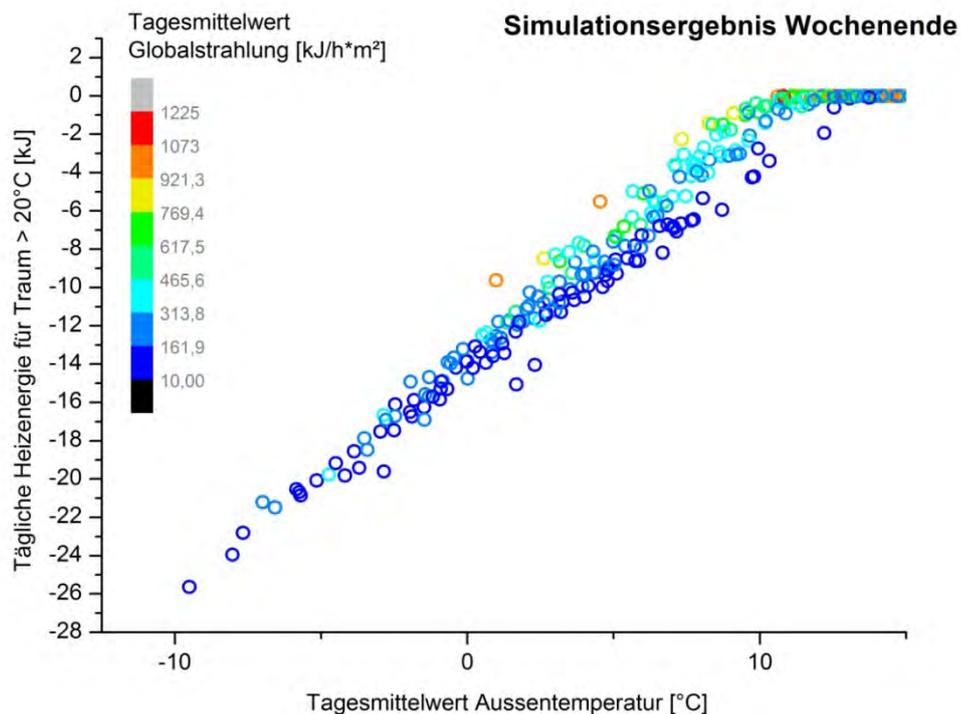


Abb. 6-8: Heizen Wochenende $E = -1 * (-16,25 + 1,125 * T_{\text{mean}} + 6 * (I_{\text{mean}}/1000))$

Da die Zonen des Gebäudes einen recht unterschiedlichen Energiebedarf haben, führen die Mittelwertbildung vor der Modellierung und der einheitliche Betrieb der TABS in allen Zonen zu keinem optimalen Verhalten. Dies ist jedoch gewollt, denn dieser Algorithmus dient als Ausgangszustand für die an der Hochschule Köln zu entwickelnden Optimierungsalgorithmen. Wenn mit diesem Verfahren ein optimaler Algorithmus entwickelt werden sollte, müsste die Modellbildung für jede Zone separat erfolgen. Im Kapitel 6.6 soll jedoch ein anderes Verfahren zur Entwicklung eines solchen optimalen Steueralgorithmus vorgestellt werden.

Die Ergebnisse des suboptimalen Algorithmus sind in Abb. 6-9 als Jahresdauerlinien der Zonen-temperaturen während der Arbeitszeit dargestellt. Es zeigt sich vor allem eine zu starke Abkühlung der Eckbüros bei gutem Verhalten der Nord- und Südzone.

Dieses prädiktive Verfahren ist zusammen mit der Entwicklungsumgebung an die Hochschule Köln übergeben worden und dient dort als Ausgangspunkt für die selbstoptimierenden Algorithmen. Die Ergebnisse dieses Arbeitspakets sind in Kapitel 7 dargestellt.

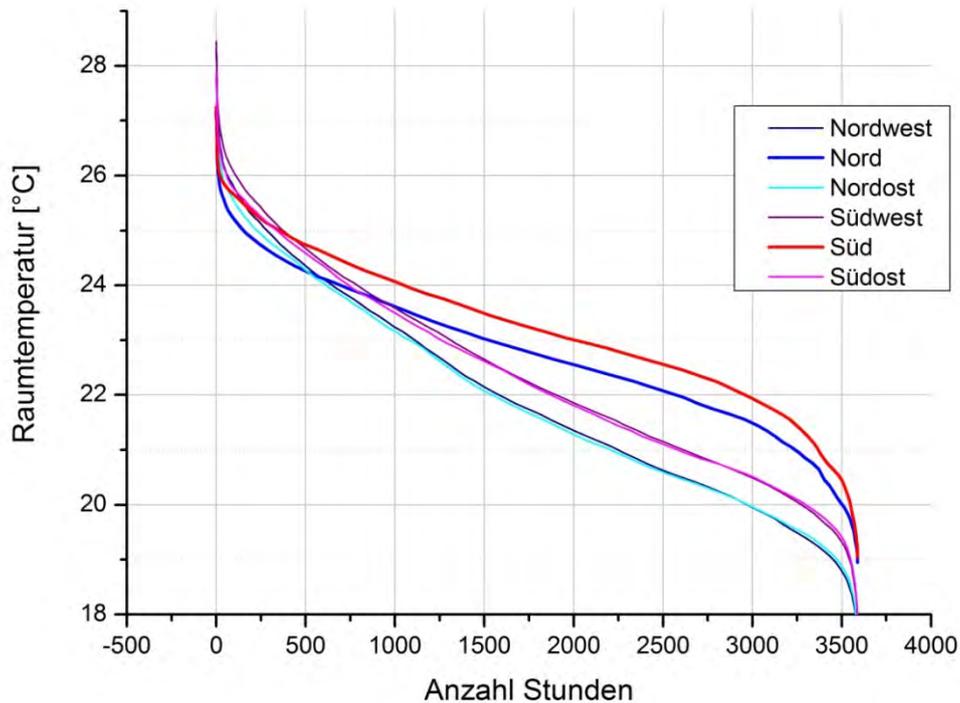


Abb. 6-9: Suboptimaler Algorithmus aufgrund von einheitlichem TABs-Betrieb in allen Zonen und der Mittelwertbildung des Energiebedarfs vor der Modellierung, trotz unterschiedlicher innerer Lasten in den Zonen - Dauerlinien der Raumtemperaturen während der Arbeitszeit

6.6 Optimaler prädiktiver Algorithmus

In Anlehnung an die im vorherigen Kapitel beschriebene Entwicklung eines prädiktiven Verfahrens soll hier ein optimaler Algorithmus für jede einzelne Zone gefunden werden. Wieder wird für jeden einzelnen Tag des Testreferenzjahres das Versuchsgebäude simuliert. Es wird jetzt jedoch nicht mit idealer Heizung und Kühlung gearbeitet, sondern das Gebäudemodell ist um die thermisch aktive Geschoßdecke erweitert worden. Das dynamische Verhalten der Betonkernaktivierung kann damit in die Betrachtung einbezogen werden.

Um für jeden Tag die optimale Betriebsweise zu erhalten, wird folgendermaßen vorgegangen. Es wird ein TABs-Betrieb mit konstantem Massenstrom und festen Vorlauftemperatur von 17 °C im Kühlbetrieb und 28 °C im Heizbetrieb gefahren. Die Menge an zu- beziehungsweise abgeführter Energie wird allein durch die Laufzeit der Zirkulationspumpen gesteuert. Die Betriebszeit wird in die Nacht und den frühen Morgen gelegt, die Mitte der Betriebsdauer liegt konstant bei 06:00 Uhr morgens. Wurde beispielsweise eine optimale Betriebszeit der TABs von 10 Stunden am Tag ermittelt, startet die Zirkulationspumpe um 01:00 Uhr morgens und endet um 11:00 Uhr vormittags. Für die Mitte der Betriebsdauer wurde 06:00 Uhr morgens gewählt, da die thermische Energie der TABs

verzögert zur Verfügung steht und die internen Lasten während des Vor- und Nachmittags in die Zonen eingebracht werden. Die Betriebsdauer und Betriebsart Heizen oder Kühlen werden in einem Optimierungsprozess so lange variiert, bis die Raumtemperaturen in den geforderten Grenzen 20 °C bis 26 °C liegen. Abb. 6-10 zeigt das Ergebnis für die Zone Nord. Dargestellt sind für jeden Tag des Jahres die maximale und die minimale Raumtemperatur. Der erforderliche Rechenaufwand ist erheblich und kann nur durch programmgesteuerte Aufrufe der Simulationsläufe und automatisierte Auswertung der Ergebnisse bewältigt werden.

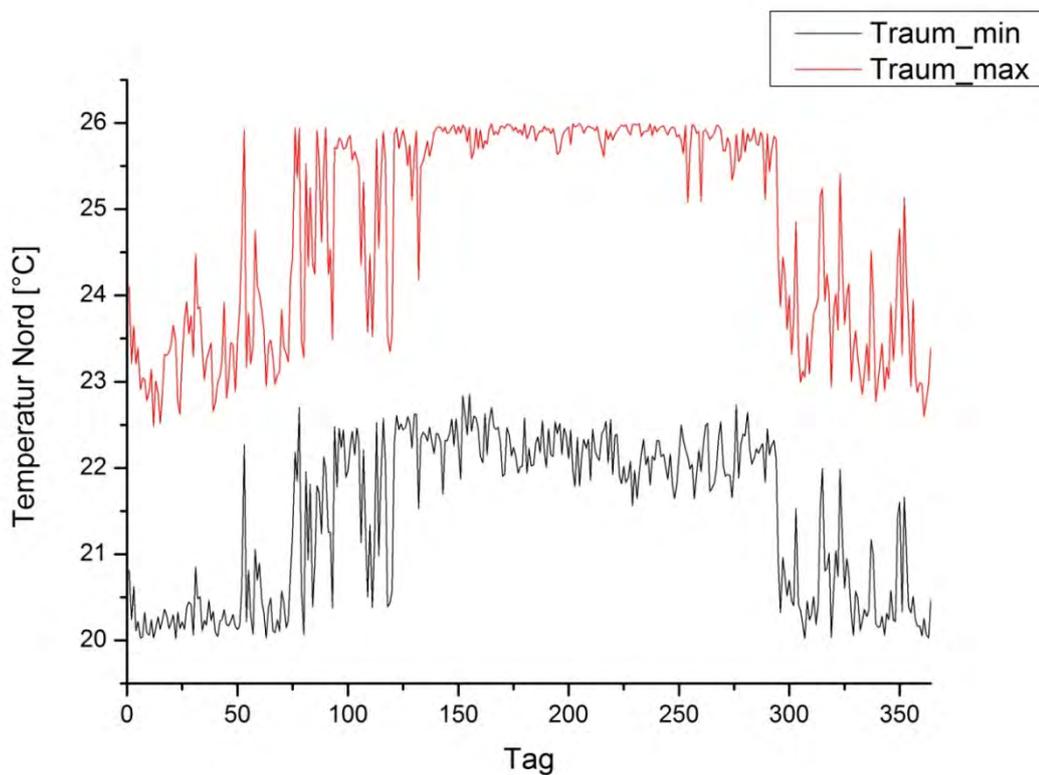


Abb. 6-10: Ergebnisse Optimierungsalgorithmus

Die Ergebnisse für den Energiebedarf einer jeden Zone lassen sich mit einem multiplen linearen Regressionsverfahren fitten. Dabei werden die Koeffizienten einer linearen Gleichung nach der Methode der kleinsten Fehlerquadrate bestimmt. Die Gleichung hat die allgemeine Form

$$Y = b_0 + b_1 * X1 + b_2 * X2$$

Die Koeffizienten b_0 , b_1 und b_2 erhält man als Ergebnis des Regressionsverfahrens. Das gesuchte Modell zur Bestimmung des Wärmebedarfs lautet

$$E = b_0 + b_1 * \overline{\vartheta_{amb}} + b_2 * \overline{I_{G,hor}}$$

- E thermischer Energiebedarf in kWh
- $\overline{\vartheta}_{\text{amb}}$ Tagesmittelwert der Außentemperatur in °C
- $\overline{I}_{\text{G,hor}}$ Tagesmittelwert der Globalstrahlung auf die Horizontale in W/m²

Durch die Unterscheidung von Arbeitstag/Wochenende sowie Heizen/Kühlen ergeben sich für jede Zone vier solcher Regressionsmodelle, mit denen aus einer Wetterprognose der Energiebedarf der Zone für den Prognosezeitraum errechnet werden kann. Abb. 6-11 zeigt das Ergebnis für den Kühlbetrieb an Arbeitstagen in Zone SE. Mit diesem prognostizierten Energiebedarf kann die Gebäudeautomation die zu- oder abzuführende Energie eines jeden Tages für jede Zone vorhersagen und die TABS-Steuerung entsprechend betreiben. Die Energie wird den TABS in der Nacht entzogen beziehungsweise zugeführt. Dabei wird mit fester Vorlauftemperatur und festem Massenstrom gearbeitet, im Kühlfall mit 17 °C und im Heizfall mit 28 °C Vorlauftemperatur. Dadurch kann in kürzest möglicher Zeit die erforderliche Energie eingebracht beziehungsweise entzogen werden, was die Effizienz des Gesamtsystems maximiert. In [KLZ2010] ist dieses Verfahren genauer untersucht worden und ermöglichte die Reduzierung der Pumpenlaufzeit um 70 %.

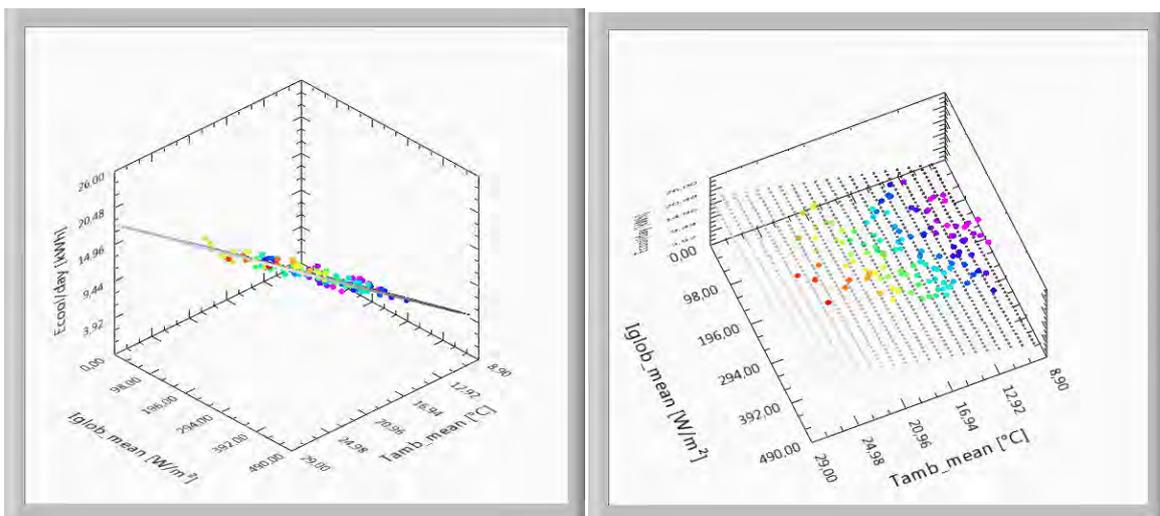


Abb. 6-11: Zwei Ansichten des multiplen linearer Fits für den Kühlenergiebedarf an Arbeitstagen in Zone SE

Die Simulation ist recht aufwendig und daher für die Praxis nur in Ausnahmefällen geeignet. Die Reduzierung auf nur wenige typische Zonen ist eine Möglichkeit der Vereinfachung. Eine sehr praxistaugliche Methode das beschriebene Regressionsverfahren anzuwenden, bietet sich jedoch in der Modellbildung aus laufenden Betriebsdaten. Sind aus der Vergangenheit Wetterdaten und Energiebedarf eines Gebäudes bekannt, lässt sich mit dem beschriebenen Verfahren sehr einfach ein Energiebedarfsmodell erstellen, das dann für eine effiziente TABS-Steuerung verwenden kann. Schon die Messdaten von wenigen Tagen, in denen das Gebäude gut funktioniert hat, ermöglichen

die Modellbildung. Diese kann dann im weiteren Verlauf weiter optimiert werden. Von dem Projektpartner FMbase wurde ein multiples lineares Regressionsverfahren für den Einsatz in der Gebäudeleittechnik entwickelt und in der SCADA-Software der Firma Wonderware integriert.

6.7 Sensitivitätsanalyse

Ausgehend von den Ergebnissen des Optimierungsverfahrens im vorigen Kapitel sind weitere Untersuchungen erfolgt, um den Zusammenhang zwischen Temperaturfehler und dazugehörigem Energiemengenfehler zu bestimmen. Für alle sechs Zonen wird unterschieden zwischen Arbeitstag und Wochenende. Die Laufzeiten der TABS sind hier variiert worden. Ausgehend vom optimalen Wert wurde die TABS-Laufzeit in 15 Minuten - Schritten bis zu einer Grenze von +/- 4 Stunden variiert. Daraus ergeben sich 16 Wertepaare von ΔT und ΔE . Der Wert ΔT errechnet sich aus der Differenz der aktuellen Maximal- oder Minimaltemperatur zu den Grenztemperaturen von 26 °C und 20 °C im optimalen Betrieb, ΔE ist die durch die unterschiedliche Laufzeit bedingte Änderung in der zu- beziehungsweise abgeführten Menge an Energie.

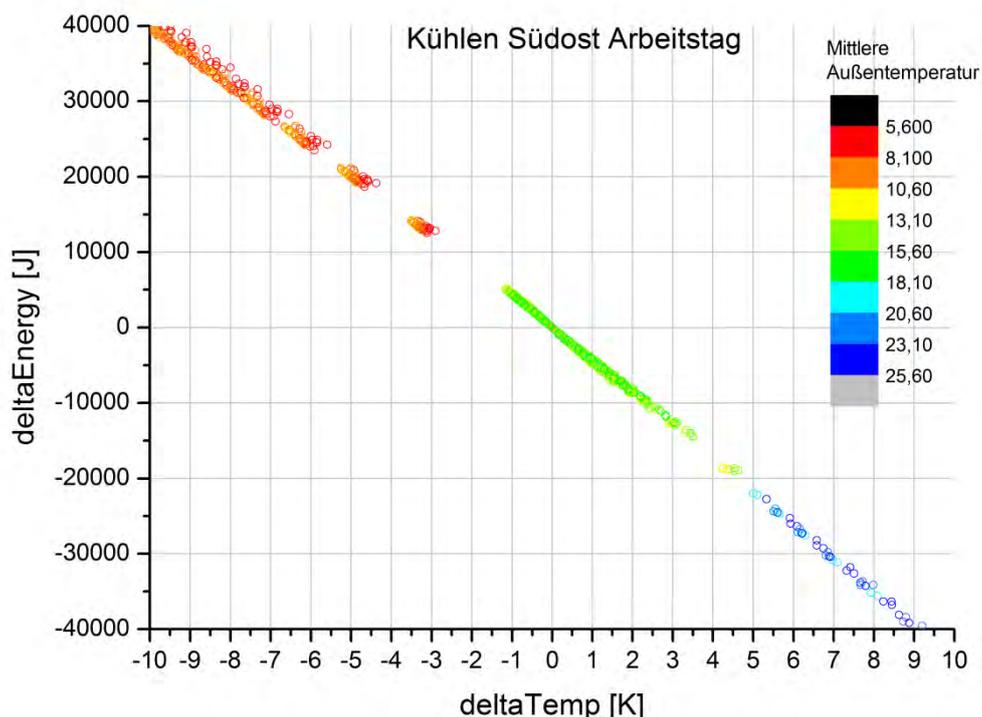


Abb. 6-12: Ergebnisse der Sensitivitätsanalyse der Zone Südost

In Abb. 6-12 sind die Ergebnisse für einen Arbeitstag und Kühlbetrieb in der Zone Südost abgebildet. Aus dem Diagramm lässt sich zum Beispiel ablesen, dass eine Verminderung der aus der Zone abgeführten Energie um 10.000 Joule zu einer Erhöhung der maximalen Raumtemperatur um circa 2,3 K führen wird. Der lineare Zusammenhang zwischen ΔT und ΔE ist deutlich zu

erkennen. Er ist offensichtlich auch unabhängig von der mittleren Außentemperatur, die im Diagramm als Farbwert angezeigt wird. Dies gilt für alle Zonen unabhängig von Heiz- oder Kühlbetrieb. Für jede Zone sind jeweils für die Betriebsarten Heizen und Kühlen Regressionsgeraden berechnet worden. Die Geraden für die Eckbüros sind nahezu identisch, ebenso die für die beiden Nicht-Eckbüros. Die typischen Regressionsgeraden zeigt Abb. 6-13.

Das Wissen um den Zusammenhang zwischen Temperaturfehler und Energiefehler ermöglichen die Optimierung des TABS-Betriebs. Angenommen, es würde im sommerlichen Kühlbetrieb festgestellt, dass die Höchsttemperaturen in den Räumen bei ungefähr 27 °C liegen, kann die täglich abzuführende Energie nach Abb. 6-13 um 2 kWh erhöht werden. Ein solches „Expertenwissen“ kann in einem Fuzzy-Expertensystem wie in [KLZ2010] beschrieben in einem automatisierten Prozess verwendet werden. Die fortwährende Korrektur des Energiebedarfsmodells eines Gebäudes wäre auf diese Weise aufgrund der Erfahrung aus dem Gebäudebetrieb selbst möglich und soll in einem Pilotprojekt im Anschluss an dieses Forschungsvorhaben realisiert werden. Hierfür ist es notwendig, dass die Gebäudeautomation in der Lage ist mit Fuzzy-Systemen zu arbeiten. Der Projektpartner FMbase hat im Rahmen dieses Projekts ein komplettes Fuzzy-System für die SCADA-Software der Firma Wonderware entwickelt.

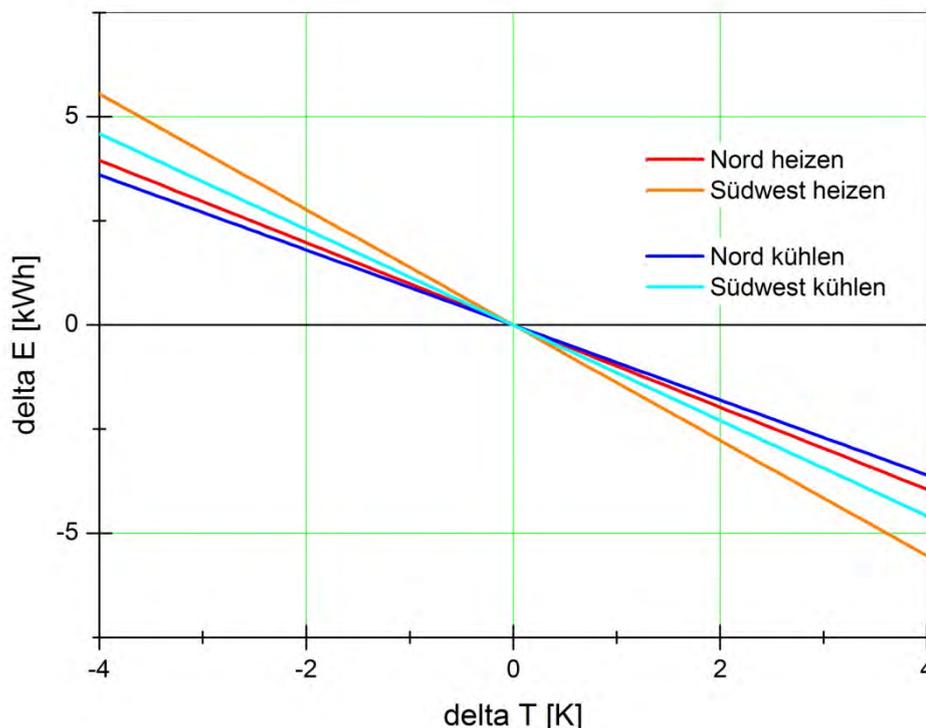


Abb. 6-13 Typische Regressionsgeraden

6.8 Ergebnisse

Die Ergebnisse des optimalen prädiktiven Betriebs aus Kapitel 6.6 werden hier vorgestellt und mit dem Betrieb aus Kapitel 6.4, dem Betrieb mit Variation der Vorlauftemperatur ohne die Auswertung von Wetterprognosen, auch konventioneller Betrieb genannt, verglichen.

Zu diesem Zweck sind auf den folgenden Seiten eine Reihe vergleichender Diagramme abgebildet, die eine Bewertung der Leistungsfähigkeit ermöglichen.

Der Raumkomfort wird in Form von Jahresdauerlinien in den Abb. 6-14 bis Abb. 6-17 dargestellt. Mit beiden Verfahren ist es möglich, den Raumkomfort gut einzuhalten. Zu kalte Temperaturen gibt es praktisch keine, Temperaturen über 26 °C tauchen nur recht selten auf und sind in beiden Fällen akzeptabel. Die beiden Detaildarstellungen zeigen die Überlegenheit der optimalen prädiktiven Steuerung, es gibt deutlich weniger Überhitzungsstunden als im konventionellen Betrieb. Die Detaildarstellung in Abb. 6-16 und Abb. 6-17 zeigen noch einen weiteren charakteristischen Unterschied. Im prädiktiven Betrieb laufen die Dauerlinien sehr gebündelt in den oberen Grenztemperaturbereich ein. Das zeigt, dass im Unterschied zum konventionellen Betrieb weniger Energie verschwendet wurde. Dieses unnötige Kühlen im konventionellen Betrieb zeigt sich in der weiten Streuung der Linien. Vor allem die Eckbüros wären mit weniger Kühlung ausgekommen. Zusammenfassend lässt sich feststellen, dass beide Verfahren einen guten Raumkomfort erreichen, mit leichten Vorteilen für den optimalen prädiktiven Betrieb bei den Überhitzungsstunden.

Der Energiebedarf ist in den Abb. 6-18 bis Abb. 6-21 dargestellt. In Abb. 6-18 und Abb. 6-19 ist der tägliche Energiebedarf von zwei typischen Zonen aufgezeichnet. Tag 1 entspricht dabei dem 1. Januar und Tag 365 dem 31. Dezember des verwendeten Testreferenzjahres. Deutlich ist der höhere Energieeinsatz, vor allem im Heizbetrieb, zu erkennen. Auch die geringere Überlappung von Heiz- und Kühlphasen ist gut zu erkennen. Der gesamte Energiebedarf für Kühlen und Heizen ist für jede Zone in den Abb. 6-20 und Abb. 6-21 dargestellt. Der optimale prädiktive Betrieb benötigt durchweg weniger Energie, in der Jahressumme sind dies mehr als 20 % Einsparung an thermischer Energie, 16,5 % Einsparung für die Kühlung und 25,5 % Einsparung für die Heizung des Gebäudes.

Zum Anschluss des Vergleichs sind in Abb. 6-22 die Pumpenlaufzeiten der beiden Betriebsweisen dargestellt. Die Laufzeit über das ganze Jahr beträgt beim konventionellen Betrieb 5035 h. Der prädiktive Betrieb erfordert je nach Zone eine Betriebsdauer zwischen 1251 h und 2396 h. Das heißt, die Anlage und damit auch die Pumpe ist 2396 h in Betrieb, kann aber während 1251 h mit reduzierter Leistung betrieben werden. Die Zonen können mit einem Magnetventil einzeln abgesperrt und so auch bei laufender Anlage außer Betrieb genommen werden.

Die Ergebnisse zeigen in eindeutiger Weise, dass eine prädiktive Steuerung in Verbindung mit der Möglichkeit effizienten Betriebs durch maximale beziehungsweise minimale Vorlauftemperaturen gegenüber einer konventionellen Steuerung erhebliche Energieeinsparungen möglich macht. Eine

Komfortverbesserung ist auch bei plötzlichen Wetterwechseln zu erwarten, da die Speichermassen des Gebäudes vorrauschauend beladen werden. Dies wurde in [KLZ2010] detaillierter untersucht.

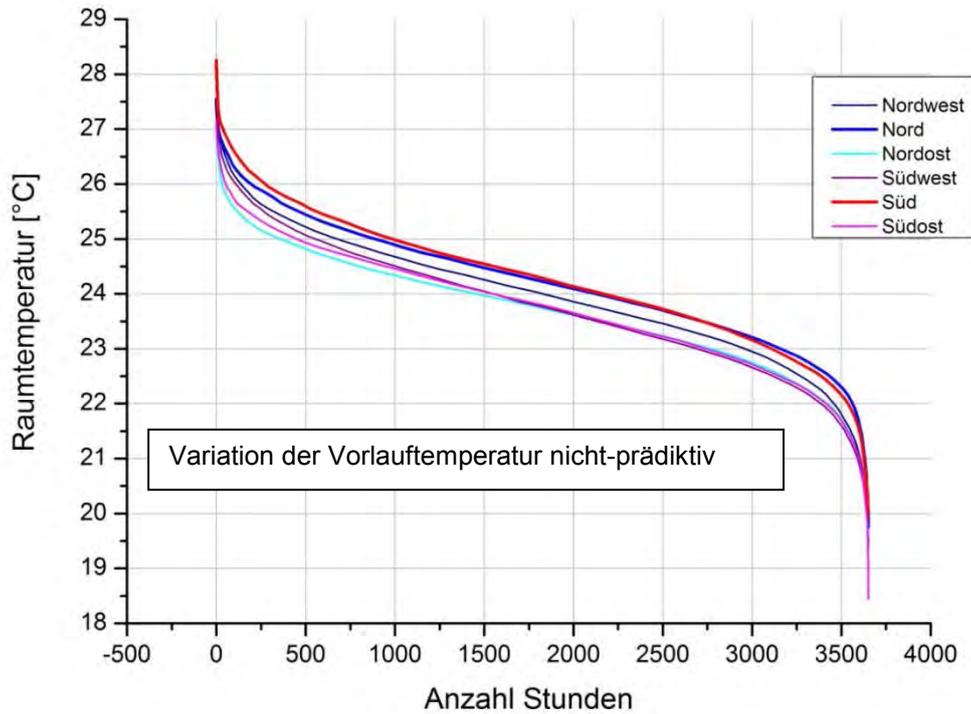


Abb. 6-14: Temperaturdauerlinien Konventioneller Betrieb

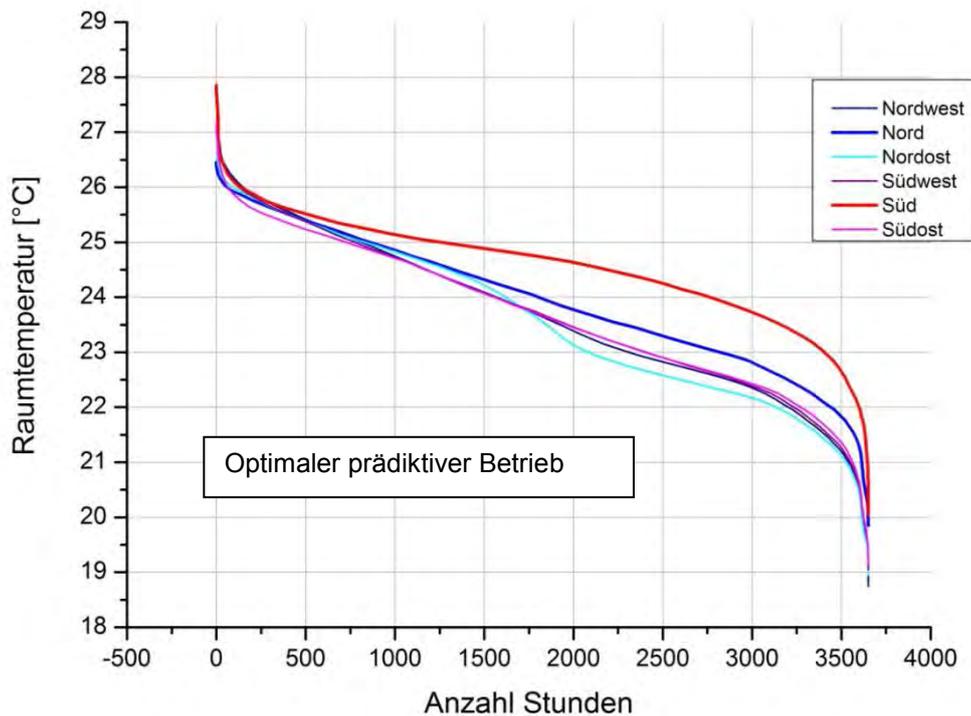


Abb. 6-15: Temperaturdauerlinien Optimaler Prädiktiver Betrieb

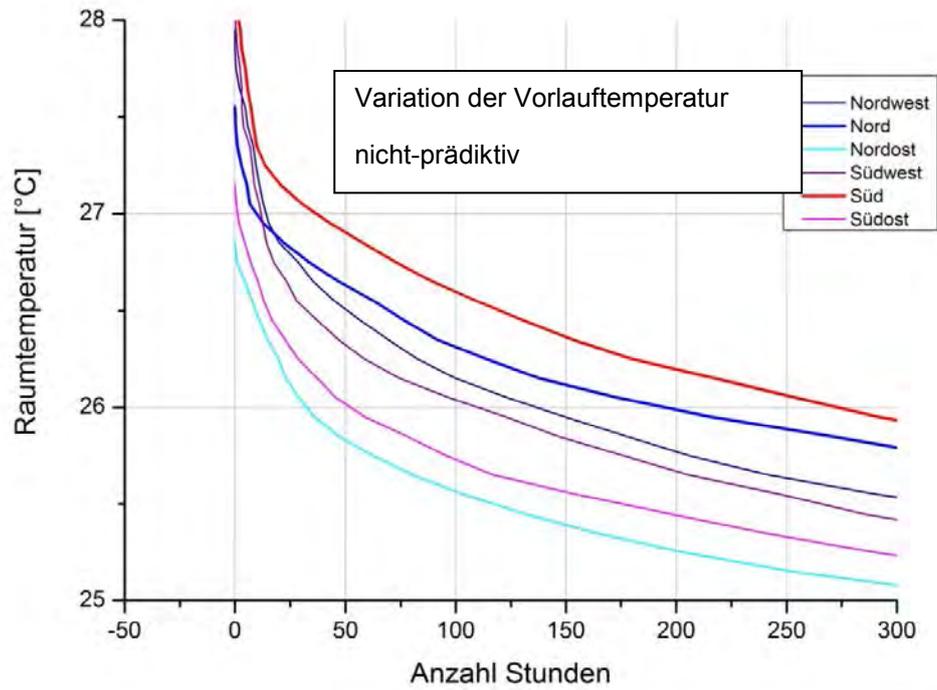


Abb. 6-16: Temperaturdauerlinien Konventioneller Betrieb im Detail

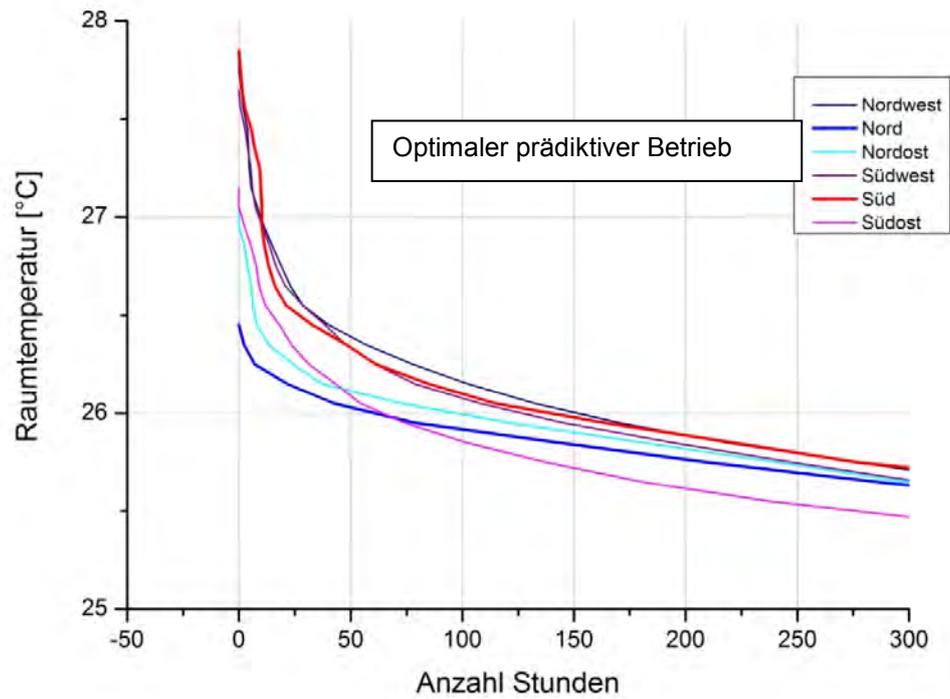


Abb. 6-17: Temperaturdauerlinien Optimaler Prädiktiver Betrieb im Detail

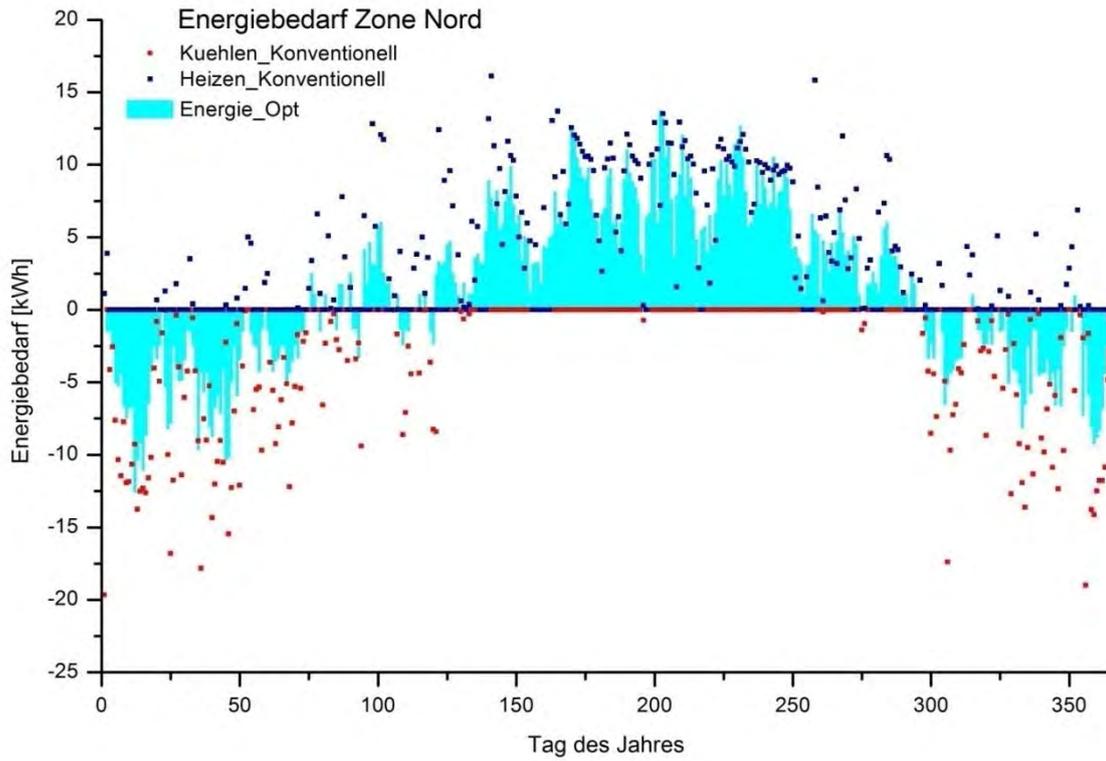


Abb. 6-18: Vergleich des täglichen Energiebedarfs in Zone Nord

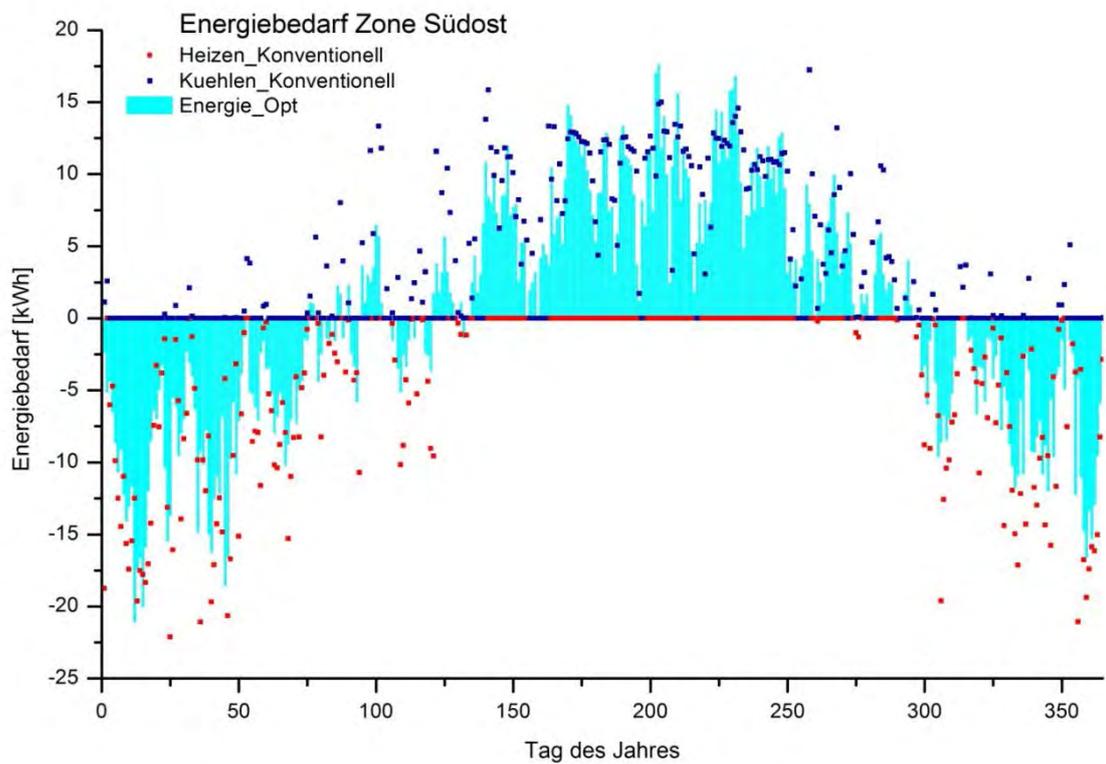


Abb. 6-19: Vergleich des täglichen Energiebedarfs in Zone Südost

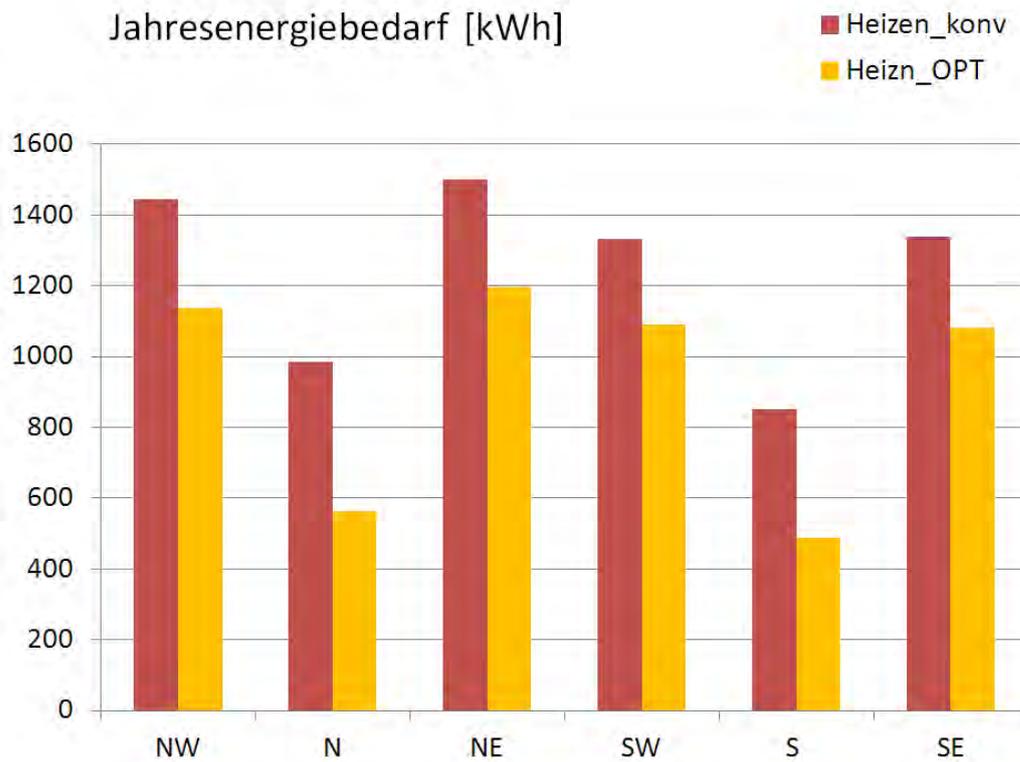


Abb. 6-20: Vergleich des Jahresheizenergiebedarfs Konventioneller/Prädiktiver Betrieb

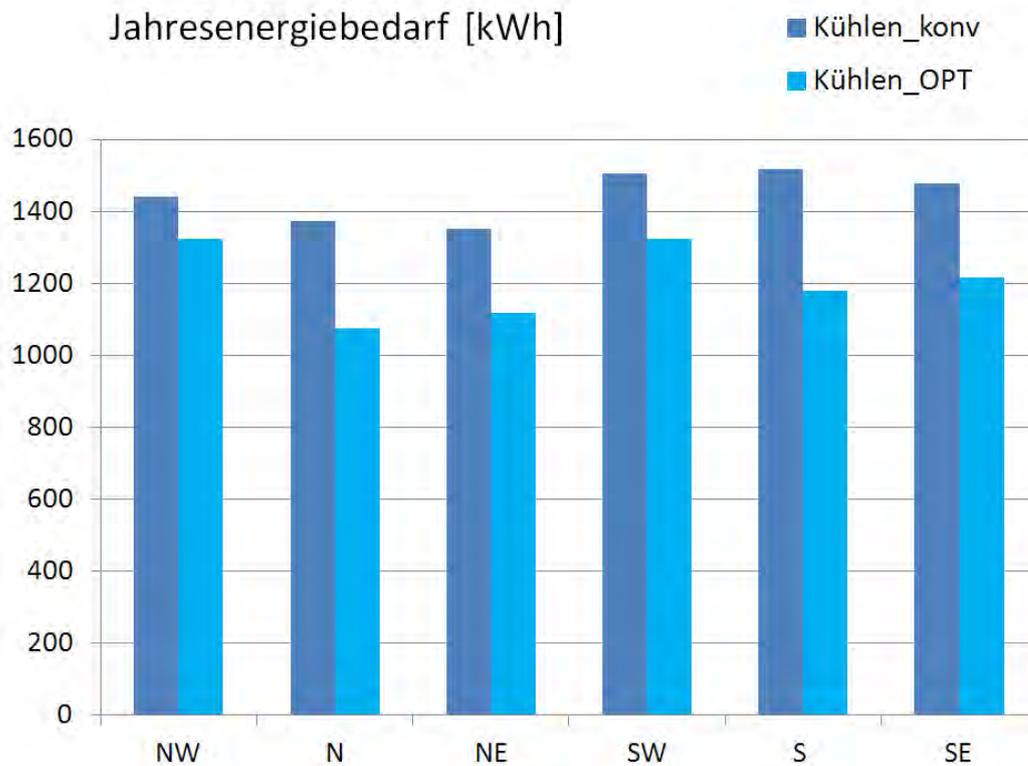


Abb. 6-21: Vergleich des Jahresheizenergiebedarfs Konventioneller/ Prädiktiver Betrieb

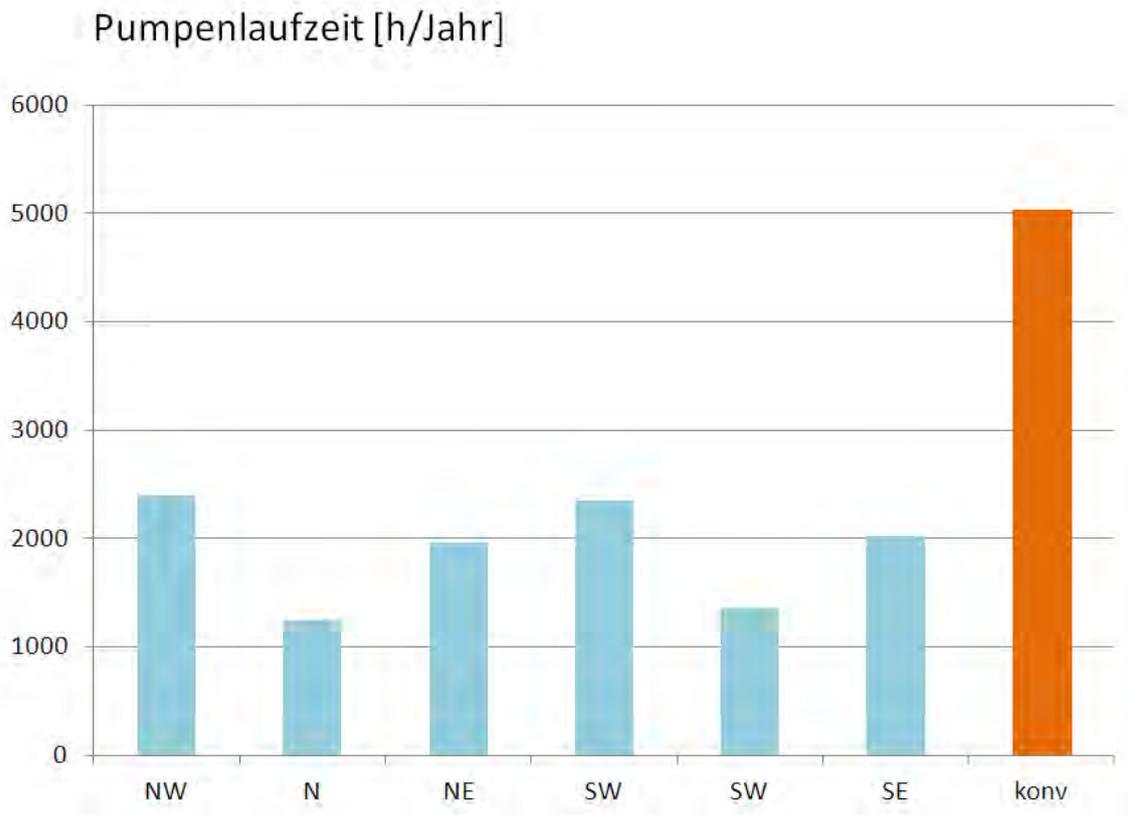


Abb. 6-22: Vergleich der Pumpenlaufzeiten Konventioneller/ Prädiktiver Betrieb

7 Selbstlernende Optimierungsalgorithmen für die Steuerung von thermoaktiven Bauteilsystemen

Erstellt durch: Hochschule Köln

An der Fachhochschule Köln sind lernfähige Systeme untersucht worden, die das Verhalten prädiktiver Algorithmen im laufenden Betrieb optimieren sollen. Die Entwicklungsarbeit dieses Kapitels wird aus [ELA2011] referenziert. Ziel der prädiktiven Algorithmen in der Gebäudeautomation ist die Einhaltung komfortabler Raumtemperaturen auch bei Nutzungsänderungen des Gebäudes. Damit ist gemeint, dass eine maximale Raumtemperatur von 26 °C nicht überschritten wird bzw. eine minimale Raumtemperatur von 22 °C nicht unterschritten wird. Insbesondere sind diese Vorgaben während der Bürozeiten zu beachten, d.h. zwischen 8:00 und 18:00 Uhr. Die Wochenenden und Abendstunden sind unkritisch, da die TABS-Klimatisierung meist in Nichtwohngebäuden Anwendung findet.

In Gebäuden werden verschiedene Räume thermisch unterschiedlich belastet. In diesem Fall spielen nicht nur interne Lasten wie z.B. Computer oder Anzahl an Personen eine Rolle, sondern auch die geographische Lage. Ein nach Süden gerichteter Raum hat eine höhere Solarstrahlungsbelastung, als ein Raum der nach Norden gerichtet ist. Letzteres gilt zumindest für Gebäude, die sich in Deutschland befinden. Aus diesem Grund ist es notwendig, jeden Raum bzw. jede Zone unabhängig voneinander zu betreiben und somit verschiedene Steuerfunktionen zu definieren. Dieses wird durch den Algorithmus ermöglicht, der je nach betrachteter Zone eine genauere Gewichtung der Variablen vornimmt.

Eine weitere Besonderheit des Systems soll die Lernfähigkeit sein. Wichtig ist, dass der Algorithmus die Steuerfunktion im laufenden Betrieb so anpasst, dass eine Veränderung im Verhalten des Gebäudes erfasst wird und auf die Veränderung reagiert werden kann.

Die Lernfähigkeit besteht darin, dass eine Rückkopplung der Regelstrecke mit gemessenen Raumtemperaturen realisiert wird und eine Anpassung der Steuerfunktion im laufenden Betrieb möglich ist. Der Algorithmus soll auf diese Weise adaptiv bei unterschiedlichen Gebäuden oder bei einem geänderten Nutzungsverhalten des gleichen Gebäudes eingesetzt werden können. Die auf der Basis von **Regressionsmodellen (RM)** und **künstlichen neuronalen Netzen (KNN)** entwickelten Algorithmen werden in MATLAB umgesetzt und mit TRNSYS gekoppelt. Dabei ist MATLAB zuständig für die Berechnung der benötigten Kühl- und Wärmemengen und TRNSYS für die Simulation des Verhaltens des Gebäudes.

7.1 TRNSYS 17

TRNSYS ist eine von der Solar Energy Laboratory der University of Wisconsin entwickelte Software. Der folgende Abschnitt dient als kurze Einführung in die Simulationssoftware. Angefangen wird mit der Vorstellung der verschiedenen Komponenten und ihrer mathematischen Definition, gefolgt von den drei wichtigsten Benutzeroberflächen, die für diese Arbeit relevant sind.

TRNSYS ist eine sehr mächtige Simulationssoftware, die vor allem für die Validierung neuer Energiekonzepte in Gebäuden benutzt wird. TRNSYS bietet die Möglichkeit, Simulationen von sehr einfachen Systemen durchzuführen, z.B. Warmwassersysteme kleinerer Häuser, aber auch von großen Gebäuden mit allen ihren Komponenten. Regelstrategien, Raumbelagungen und die Benutzung regenerativer Energien für die Energieerzeugung lassen sich in TRNSYS abbilden. Darüber hinaus gibt es bei TRNSYS Schnittstellen zu verschiedenen Applikationen, wie Microsoft Excel und MATLAB u.a. Diese zusätzliche Software kann je nach Bedarf während einer Simulation aufgerufen werden. Insbesondere für diese Arbeit war die Kopplung mit MATLAB sehr nützlich, um die entwickelten Algorithmen zu testen und zu validieren.

7.1.1 Mathematische Definition des Gebäudemodells

Für den folgenden Teil der Arbeit sind Variablen und Indizes wie folgt zu interpretieren:

Variablen:

c	: spezifische Wärme	[J/kg K]
d	: Abstand	[m]
l	: Länge der Rohre	[m]
\dot{m}	: Massendurchfluss	[kg/s]
n	: Anzahl der Rohrabschnitte	[-]
R	: Wärmewiderstand	[m ² K/W]
δ	: Außendurchmesser der Rohre	[m]
λ	: Wärmeleitfähigkeit	[W/m K]
U	: Wärmeübertragungskoeffizient	[W/m ² K]
Φ	: Korrekturfaktor	[-]

Indizes:

r	: Rohrmantel
sp	: spezifisch

- t : Gesamt
- w : Wasser, Flüssigkeit
- x : x-Richtung
- y : y-Richtung
- z : z-Richtung
- b : Bauelement
- 1 : Raumseite 1
- 2 : Raumseite 2
- 3 : Äußere Oberfläche der Rohre

Ein Gebäudeaufbau mit der Software TRNSYS ist ein sehr komplexes Modell. Die vielen Einstellmöglichkeiten werden später vorgestellt. Im Folgenden erfolgt die mathematische Definition eines solchen Modells. Auch auf die Berechnung der TABS wird eingegangen, denn dieses ist ein wichtiger Bestandteil dieser Entwicklungsarbeit.

Ein Gebäude mit TRNSYS besteht aus einer oder mehreren thermischer Zonen, die sich natürlich gegenseitig beeinflussen. Die Berechnung in den Zonen erfolgt mit konvektiver Wärmeübertragung sowie mit Wärmeübertragung durch Strahlung.

Die konvektive Wärmeübertragung \dot{Q}_i wird aus den folgenden Variablen zusammengestellt, wie in der Abb. 7-1 zu sehen ist [TRN2010]:

$$\dot{Q}_i = \dot{Q}_{inf,i} + \dot{Q}_{vent} + \dot{Q}_{g,c,i} + \dot{Q}_{cplg,i}$$

$\dot{Q}_{inf,i}$: Wärmegewinne durch Zugluft [kJ/h]

\dot{Q}_{vent} : Wärmegewinne durch Ventilation [kJ/h]

$\dot{Q}_{g,c,i}$: Wärmegewinne durch innere Lasten [kJ/h]

$\dot{Q}_{cplg,i}$: Wärmegewinne durch Wärmefluss zwischen Zonen [kJ/h]

Für die übertragene Wärmeleistung gilt im Allgemeinen:

$$\dot{Q} = \frac{A}{d} \cdot \lambda \cdot (T_{w1} - T_{w2})$$

A	: Fläche des Körpers	[m ²]
d	: Dicke des Körpers	[m]
λ	: Wärmeleitfähigkeit	[W/m K]
T_{W1}	: Temperatur der wärmeren Oberfläche	[K]
T_{W2}	: Temperatur der kälteren Oberfläche	[K]

Die Wärmeübertragung durch Strahlung \dot{Q}_{r,w_i} berechnet TRNSYS wie folgt:

$$\dot{Q}_{r,w_i} = \dot{Q}_{g,r,i,w_i} + \dot{Q}_{sol,w_i} + \dot{Q}_{long,w_i} + \dot{Q}_{wall-gain}$$

\dot{Q}_{g,r,i,w_i} : Gewinne durch innere Lasten [kJ/h]

\dot{Q}_{sol,w_i} : Gewinne durch solare Einstrahlung [kJ/h]

\dot{Q}_{long,w_i} : Strahlungsaustausch zwischen Wänden [kJ/h]

$\dot{Q}_{wall-gain}$: Benutzerspezifizierte Wärmeübertragung zur Wand [kJ/h]

Zu beachten ist, dass die Gewinne durch solare Einstrahlung alle Wänden und Fenster geschieht. In der Abb. 7-2 wird gezeigt wie die Wärmeübertragung durch Strahlung für eine Wand darzustellen ist. Die Berechnung der Oberflächentemperatur findet an einem Knoten der Wand statt.

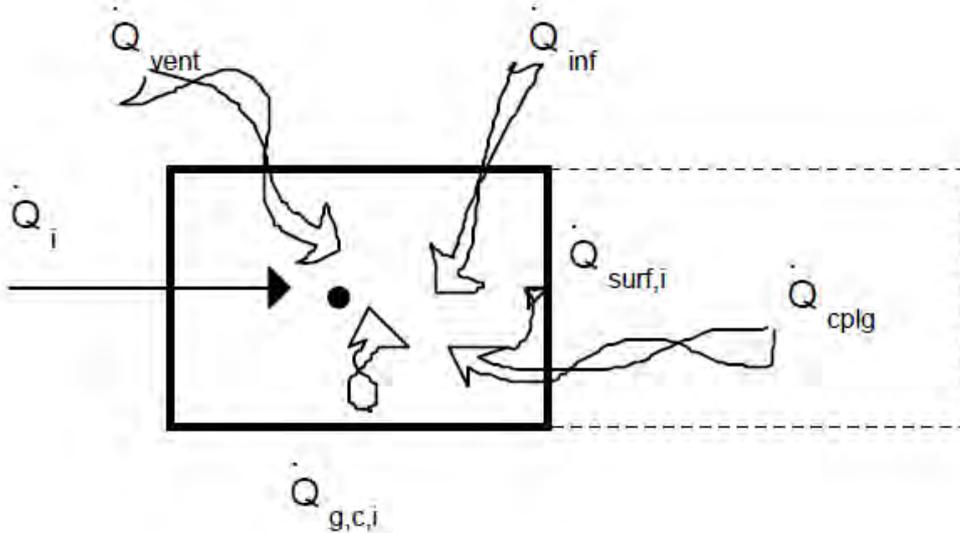


Abb. 7-1: Konvektive Wärmeübertragung [TRN2010]

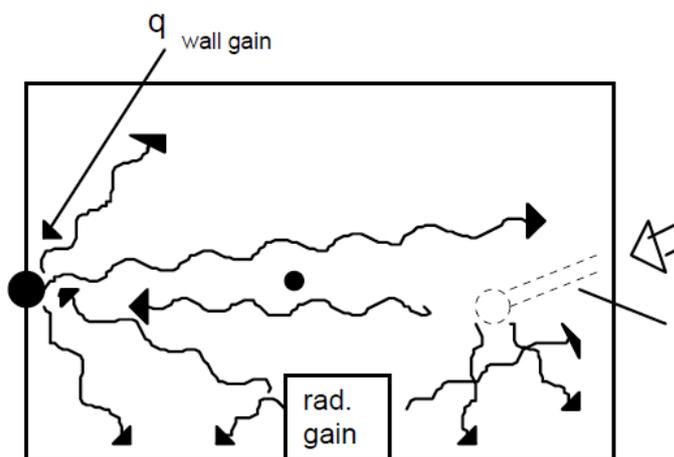


Abb. 7-2: Wärmeübertragung durch Strahlung [TRN2010]

7.1.2 Modell der thermoaktiven Bauteilsysteme

Thermoaktive Bauteilsysteme (TABS) sind sehr komplexe Systeme, die in TRNSYS modelliert werden. Wegen des endlichen Abstands zwischen den Rohren findet eine konstante gegenseitige Beeinflussung statt. Darüber hinaus ändert sich die Mediumtemperatur innerhalb der Rohre. Diese Eigenschaften machen die Modellierung von TABS zu einem drei-dimensionalen Problem, das sich mit Hilfe von Finite Elemente Methode (FEM) lösen lässt.

Die Methode der finiten Elemente stellt ein allgemeines mathematisches Diskretisierungsverfahren für Kontinuumsprobleme dar, mit dem das mechanische Verhalten von beliebig geformten, festen Körpern mit sehr guter Näherung bestimmt werden kann [FEM2004].

Eine übliche Denkweise, um komplexe Zusammenhänge zu erfassen, ist die Idealisierung eines Gesamtproblems durch Zerlegung in eine endliche Anzahl einfach zu beschreibender Teilprobleme. Genau dieser Grundgedanke liegt der Finite-Elemente-Methode zugrunde.

Eine grundlegende Vorgehensweise der FEM ist wie folgt:

- Zerlegung des zu betrachtenden Körpers in eine endliche Anzahl von geometrisch beschreibbaren Strukturelementen.
- Aufstellung der Gleichgewicht- bzw. Bewegungsgleichung, die das idealisierte System beherrschen.
- Lösung dieser Gleichungen.

Somit überführt die FEM ein kontinuierliches Problem in ein diskretes Problem und liefert dabei eine approximative Lösung. Mit einem erhöhten Diskretisierungsgrad wird eine Annäherung der approximativen Lösung an die exakte Lösung erreicht.

Der Grund, dass FEM großen Anklang gefunden hat, besteht darin, dass erstens die Struktur, die berechnet werden soll, kaum eingeschränkt werden muss. Zweitens die Aufstellung der beherrschenden Gleichungen relativ einfach ist und drittens die auftretenden Systemmatrizen gute numerische Eigenschaften haben und somit effizient berechnet werden können.

Die Klassifizierung der von FEM behandelten Probleme erfolgt hauptsächlich nach den beiden Kriterien Linearität und zeitliche Abhängigkeit des Gleichgewichtszustandes. Ein lineares Problem setzt voraus, dass die Verschiebungen der Finite-Elemente-Gruppierung infinitesimal klein sind und, dass das Material des zu betrachtenden Körpers linear elastisch ist. Ein nichtlineares Problem weist hingegen die Möglichkeit großer Verschiebungen, Verzerrungen oder nichtelastischen Materialverhaltens auf. Je nachdem, ob die auf die Körper einwirkenden Lasten sich mit der Zeit schnell ändern, werden die Probleme unter dem zweiten Kriterium noch in statische oder dynamische unterteilt.

Die Diskretisierung des Problems verursacht für TRNSYS jedoch lange Rechenzeiten und setzt Kenntnisse für die Definition eines sinnvollen FEMs voraus. Deshalb wird in TRNSYS ein einfacheres Rechenmodell benutzt das im Vergleich mit FEM auch sehr gute Ergebnisse liefert, wie dieser Arbeit später zu entnehmen ist.

Die Lösung des stationären Problems für die Wärmeübertragung zwischen die Oberflächen und Räumen wird bei den folgenden Formeln definiert [FEM2004].

$$\dot{q}_1 = \Phi \cdot U_1 (g_3 - g_1) + (1 - \Phi) \cdot \frac{U_1 \cdot U_2}{U_1 + U_2} \cdot (g_2 - g_1)$$

$$\dot{q}_2 = \Phi \cdot U_2 (\vartheta_3 - \vartheta_2) + (1 - \Phi) \cdot \frac{U_1 \cdot U_2}{U_1 + U_2} \cdot (\vartheta_1 - \vartheta_2)$$

Die graphische Darstellung ist in der Abb. 7-3 zu sehen.

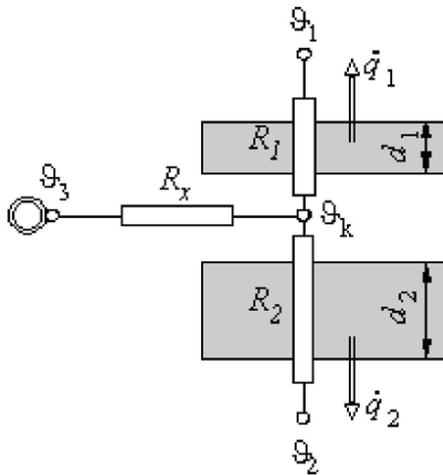


Abb. 7-3: Grafische Darstellung eines thermoaktiven Bauteilsystems [TRN2010]

In TRNSYS sind vier Wärmewiderstände definiert, die das Problem beschreiben und damit zur Berechnung der Lösung beitragen. Der Wärmewiderstand R_x beschreibt den gegenseitigen Einfluss zwischen den Rohren. Dieser Widerstand ist abhängig von zwei geometrischen Variablen, nämlich dem Abstand zwischen den Rohren und dem Rohrdurchmesser, außerdem spielt die Leitfähigkeit des Materials der Rohre eine Rolle. Die Betonkernaktivierung ist gemäß TRNSYS wie folgt definiert:

$$R_x = \frac{d_x \cdot \ln\left(\frac{d_x}{\pi \cdot \delta}\right)}{2 \cdot \pi \cdot \lambda_b}$$

Der Wärmeübergang zwischen den Rohren und dem Beton wird mit den Widerständen R_w und R_r beschrieben. Es sind in diesem Fall zwei Variablen notwendig denn diese Wärmeübertragung findet durch Konvektion oder durch Wärmeleitung statt.

$$R_w = \frac{d_x^{0.13}}{8.0 \cdot \pi} \cdot \left(\frac{\delta - 2 \cdot d_r}{\dot{m}_{sp} \cdot l}\right)^{0.87}$$

$$R_r = \frac{d_x \cdot \ln\left(\frac{\delta}{\delta - 2 \cdot d_r}\right)}{2 \cdot \lambda_r \cdot \pi}$$

Die bisher betrachteten Variablen beschreiben das zwei-dimensionale Problem auf der x-y-Ebene. Es ist aber schon bekannt, dass sich die Temperatur des Mediums im Rohr auch verändert. Deswegen wird der Wärmewiderstand R_z gebraucht, um in das drei-dimensionale Problem zu umgehen.

$$R_z = \frac{1}{2 \cdot \dot{m}_{sp} \cdot c}$$

Der Gesamtwiderstand ist dementsprechend die Summe der vier letzten Widerstände. Er hat keine Variable, die ausschliesslich für den stationären Zustand gilt, und deshalb sollte dieses Modell ein äquivalentes Ergebnis liefern wie in der Berechnung mit FEM.

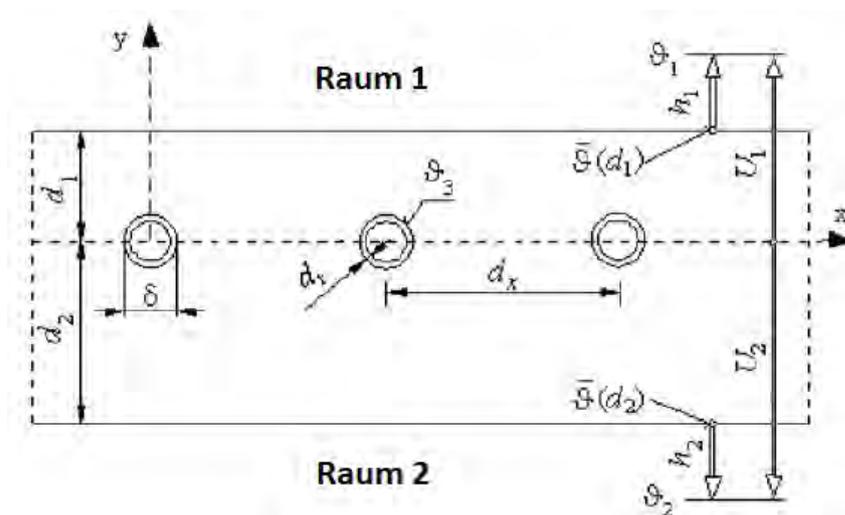


Abb. 7-4: Struktur von TABS [TRN2010]

$$R_t = \frac{1}{2 \cdot \dot{m}_{sp} \cdot n \cdot c} + \frac{d_x^{0.13} \left(\frac{\delta - 2 \cdot d_r}{\dot{m}_{sp} \cdot l} \right)^{0.87}}{8.0 \cdot \pi} + \frac{d_x \cdot \ln \left(\frac{\delta}{\delta - 2 \cdot d_r} \right)}{2 \cdot \pi \cdot \lambda_r} + \frac{d_x \cdot \ln \left(\frac{d_x}{\pi \cdot \delta} \right)}{2 \cdot \pi \cdot \lambda_b}$$

Der Vergleich zwischen den beiden Modellen und somit auch die Validierung des TRNSYS-Modells wird in folgendem Beispiel gezeigt. Betrachtet wird ein TABS wie in der Abb. 7-5. Es werden zwei Varianten untersucht. Die erste ist die Sprungantwort des Systems, dabei wird die Medienanfangstemperatur von 20 °C auf 30 °C sprunghaft erhöht. Die zweite Variante ist die gleiche Erhöhung der Temperatur, dieses Mal aber nur für eine Dauer von fünf Stunden. Die Ergebnisse werden in den Abb. 7-6 und Abb. 7-7 angezeigt. Es ist deutlich zu erkennen, dass das TRNSYS-Modell genau so gute Ergebnisse liefert, mit dem Vorteil, dass Rechenzeit deutlich eingespart werden kann. Auf diese Weise erfolgt die Berechnung der TABS bei TRNSYS mit einer hohen Genauigkeit.

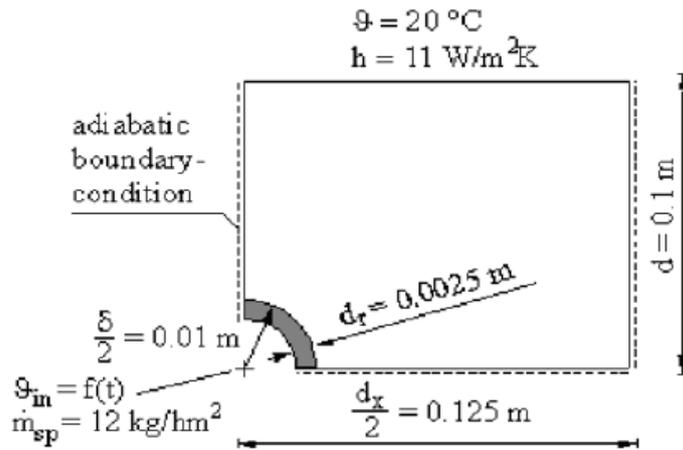


Abb. 7-5: TABS Element [TRN2010]

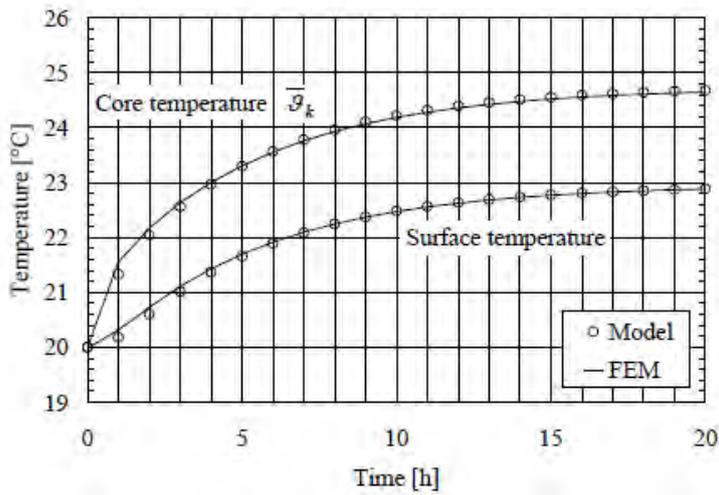


Abb. 7-6: Vergleich Sprungantwort [TRN2010]

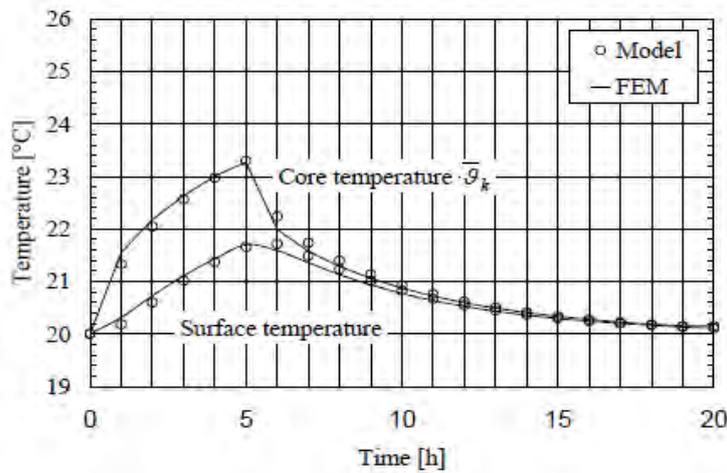


Abb. 7-7: Vergleich Impulsantwort [TRN2010]

7.1.3 TRNSYS Bedienungsoberfläche

Die Hauptbedienungsoberfläche von TRNSYS ist die TRNSYS-Simulation-Studio (siehe Abb. 7-8). Hier lassen sich Projekte einfach per „Drag-and-Drop“ erstellen. Auf der linken Seite befindet sich eine Toolbar, wo der Zugriff auf alle TRNSYS Komponenten erlaubt wird. In TRNSYS werden die verschiedenen Komponenten als „Type“ bezeichnet. So ist z.B. der „Type155“ für die Kopplung mit MATLAB zuständig. Mit einem Doppelklick auf die Types ist eine Änderung der Parameter möglich. Nach dem Einfügen von Types auf die Benutzeroberfläche, lassen sich die Komponenten verbinden. Übertragungen von Inputs bzw. Outputs von Komponente zu Komponente werden durch Doppelklick auf die Verbindungslinien festgelegt.

Bei der Simulation erstellt TRNSYS ein sogenanntes Input-File, auch Deckfile genannt (.dck), das die gesamte Information über das Projekt enthält. Dieses geschieht aber in Textform und wird für den Benutzer zur Verfügung gestellt. In diesem Input-File lassen sich auch Veränderungen am Projekt vornehmen, allerdings ist die schon erwähnte Benutzeroberfläche viel freundlicher - vor allem für Nichtexperten.

Nach der Simulation wird ein Output-File erstellt, welches eine Darstellung der Ergebnisse enthält und damit sehr nützlich für die Fehlerbehebung ist. In ihr wird auf die genaue Stelle hingewiesen wo der Fehler entstanden ist.

Die Simulation findet in der TRNSYS Simulation Engine statt (Abb. 7-9). Hier werden alle Ausgangsvariablen dargestellt. Es gibt die Möglichkeit in einem Graphen zwei Y-Achsen mit unterschiedlicher Skalierung festzulegen. Die Darstellung jeder einzelnen Variable lässt sich zur besseren Betrachtung der Ergebnisse ein- oder ausschalten. Zu beachten ist, dass von TRNSYS nicht das Datum, sondern die Stunde des Jahres angezeigt wird. D.h. auf der X-Achse der Simulation wird von 0 bis 8760 gezählt, wobei die 0 für den 01. Januar, 00:00 Uhr steht und die 8760 für den 31. Dezember, 23:50 Uhr. Weiterhin bietet die TRNSYS Simulation Engine die Möglichkeit, an jeder beliebigen Stelle zu zoomen und das genaue Ablesen von Werten.

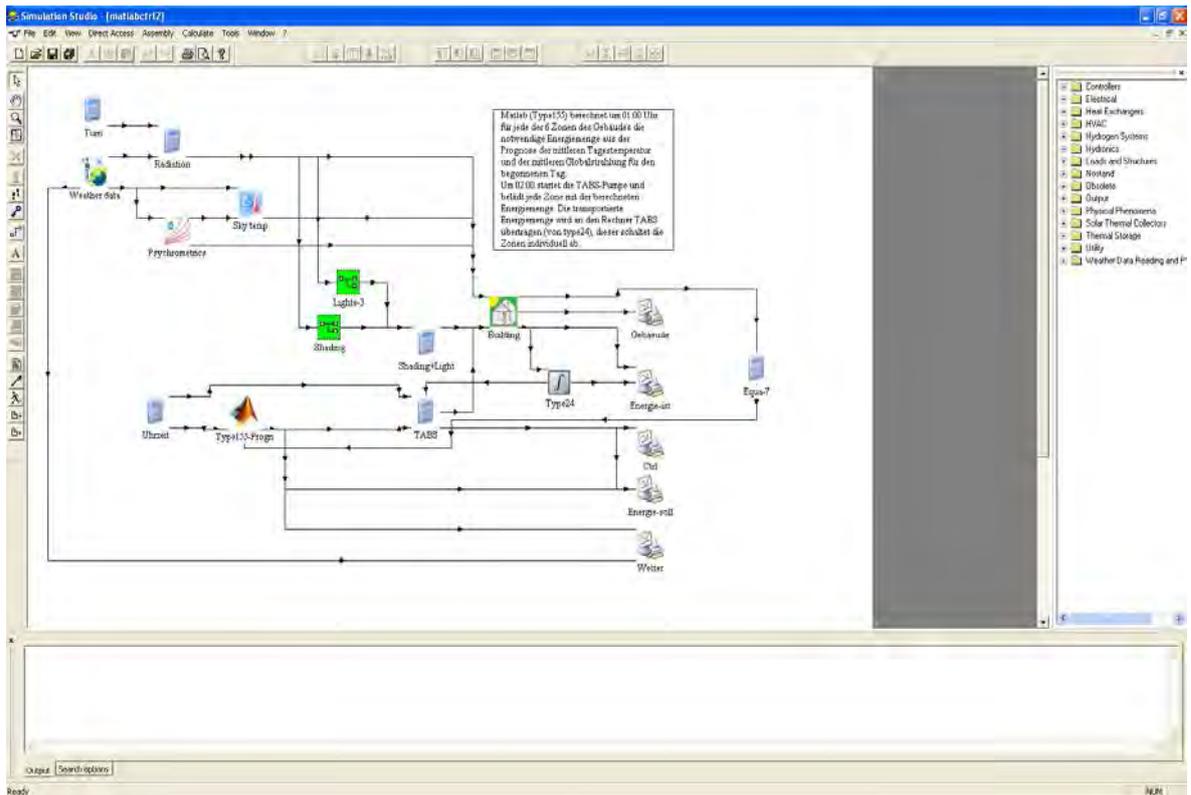


Abb. 7-8: TRNSYS Simulation Studio

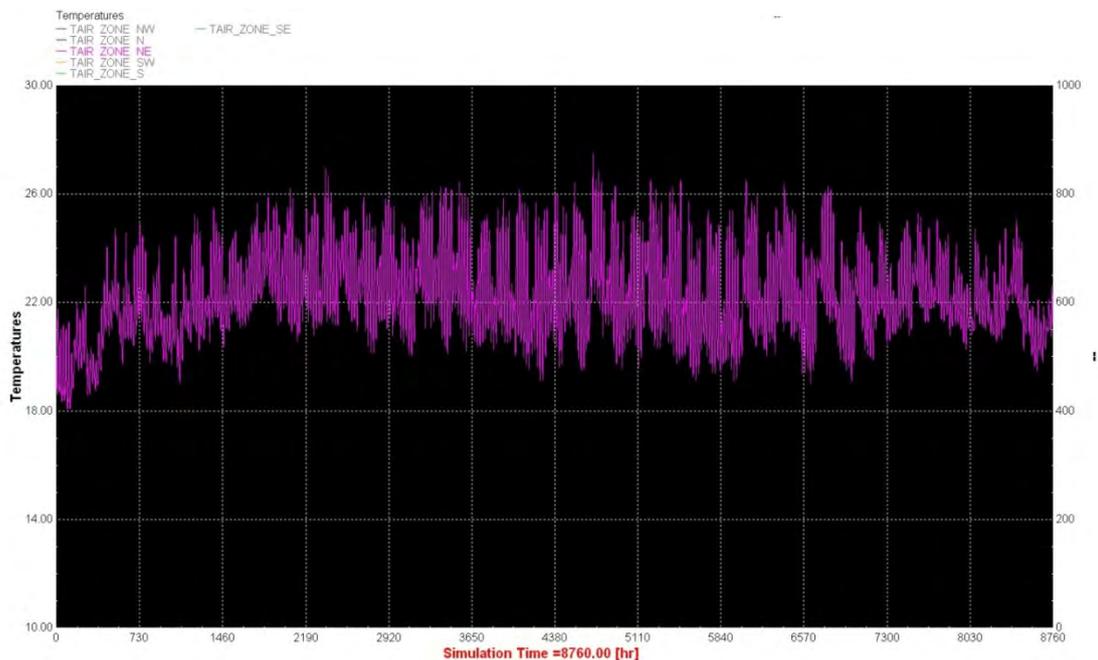


Abb. 7-9: TRNSYS Simulation Engine

Die dritte wichtige Benutzeroberfläche von TRNSYS ist das Building Visual Interface (Abb. 7-10) Wegen der Komplexität des für die Darstellung eines Gebäudes stehenden „Type 56“, ist es not-

wendig, eine Benutzeroberfläche zu haben, die die Einstellungen der einzelnen Parameter des Gebäudes erlaubt.

In dem Building Visual Interface lassen sich die Gebäudeeigenschaften definieren. Die Anzahl der Zonen, die physikalischen Eigenschaften der Gebäudestruktur, die Zonenbelegung, die Klimatisierungssysteme usw. sind nur einige Parameter die sich in dieser Benutzeroberfläche einstellen lassen. Die Definition eines Gebäudes wird in einer eigenen Datei (.bui) gespeichert und dann über den „Type 56“ des TRNSYS Simulation Studios, mit den anderen Komponenten verbunden.

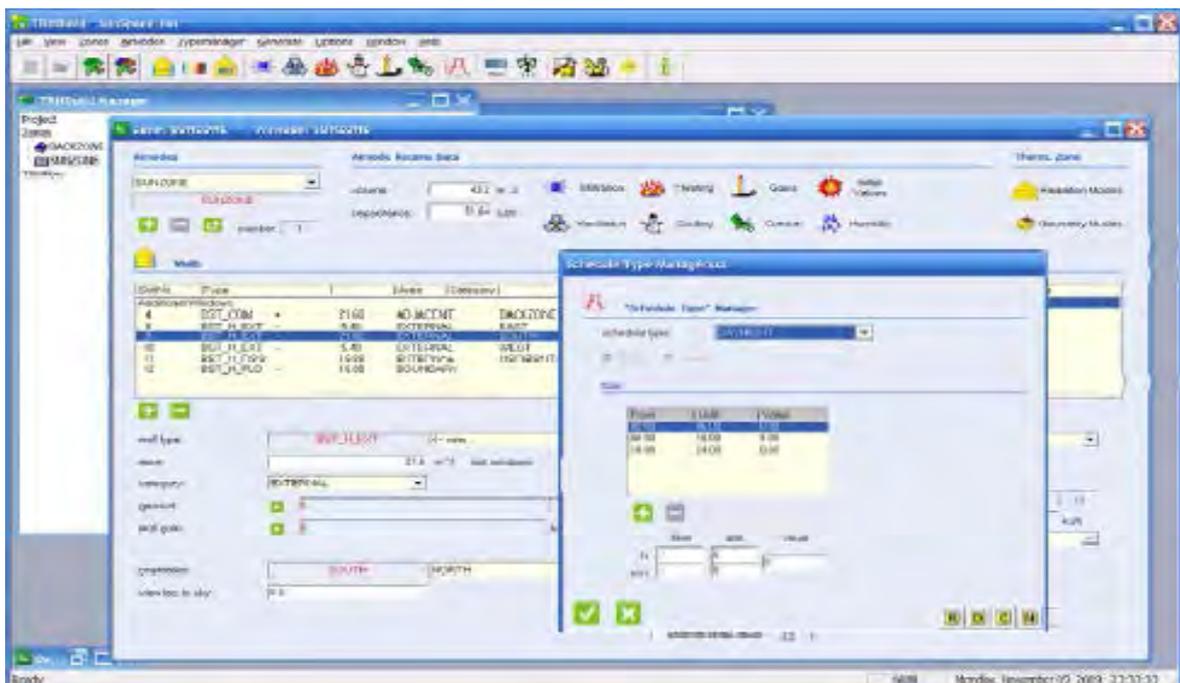


Abb. 7-10: Building Visual Interface [TRN2010]

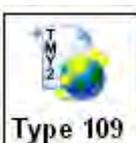
7.1.4 TRNSYS Komponenten (TYPES)

Type 155



Dieser Type ist zuständig für den Aufruf von MATLAB. Er wird in einem getrennten Prozess geöffnet, vorausgesetzt natürlich, dass MATLAB 6.5 oder eine spätere Version installiert ist. Der Type 155 hat zwei Aufrufarten. Zum Einen existieren die iterative Aufrufart, die MATLAB am Anfang jeden Zeitschritts aufruft und zum Anderen die nicht-iterative Aufrufart, die von MATLAB am Ende jeden Zeitschritts aufgerufen wird.

Type 109



Type 109 liest aus einer Datei Wetterdaten und verarbeitet sie, sodass die genaue solare Einstrahlung und die Einstrahlungswinkel auf eine beliebige Zahl von Flächen berechnet werden kann.

Type 65



Die verschiedenen Variablen werden über diesen Type angezeigt. Das ist sehr hilfreich, denn damit bietet sich die Möglichkeit, während einer Simulation zu sehen, wie die Ergebnisse bis zum aktuellen Zeitschritt aussehen. Die dargestellten Variablen werden für weitere Analysen in einer separaten Datei gespeichert.

Type 56



Das thermische Verhalten eines Gebäudes wird mit diesem Type modelliert. Die Definition der verschiedenen Gebäudeparameter erfolgt, wie schon erwähnt, über TRNSYS Visual Interface. Im folgenden Teil der Arbeit wird näher darauf eingegangen wie das TRNSYS ein solches Gebäudemodell berechnet.

7.1.5 Wetterdaten

TRNSYS hat grundsätzlich zwei Datenquellen für die Wetterdaten. Die erste ist US-TMY2 für die Vereinigten Staaten von Amerika, in der 237 Orte zu finden sind. Eine weitere ist die von Meteororm, die 1000 Orte in 150 Länder enthält. Die Daten von Meteororm werden stochastisch generiert, sodass für jede Station von Januar bis Dezember Wetterdaten zur Verfügung stehen.

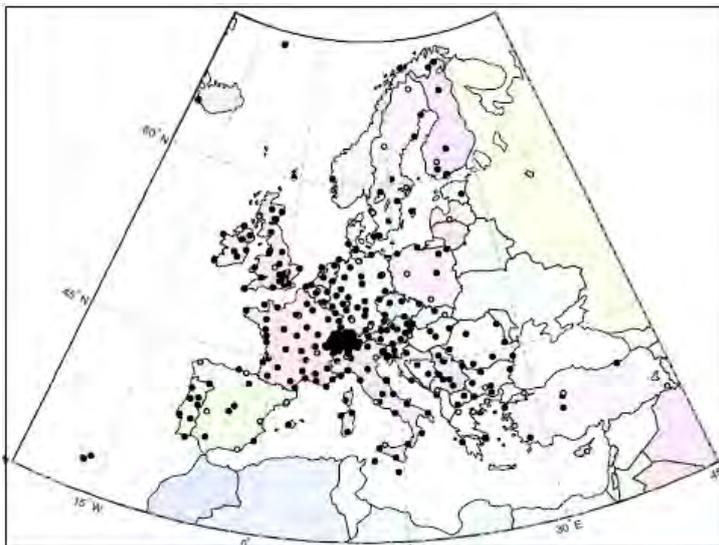


Abb. 7-11: Wetterstationen in Europa [TRN2010]

7.1.6 Kopplung von TRNSYS mit MATLAB

Die Kopplung zwischen TRNSYS und MATLAB findet, wie erwähnt, mit der Type 155 statt. Dafür muss allerdings MATLAB installiert sein. Type 155 öffnet ein m-File und übergibt nicht nur die in den Eigenschaften definierten Inputs sondern auch Information über die TRNSYS Simulation wie z.B. trnTime (Simulationszeit), trnStartTime (Simulationsanfangszeit), usw. . MATLAB bzw. das m-File werden je nach Aufrufmodus nach oder vor jedem TRNSYS-Zeitschritt aufgerufen. Die Inputs werden bearbeitet und die Outputs werden in einem Output-Array gespeichert.

7.2 Multiple Regression

Die Regression ist ein sehr häufig eingesetztes Analyseverfahren. Es dient zur Feststellung der Abhängigkeit zwischen einer unabhängigen Variablen und einer abhängigen Variablen. Da die meisten Zusammenhänge in der realen Welt etwas komplexer sind, werden fast immer mehrere unabhängige Variablen benötigt, um ein Problem zu beschreiben. Dafür wird dann die multiple Regression eingesetzt. Gesucht wird eine Regressionsebene, die die Quadratsumme der Residuen minimiert und somit das Problem beschreibt.

Eine einfache graphische Darstellung der linearen Regression ist in der Abb. 7-12 zu sehen. In dieser Abbildung ist der Zusammenhang zwischen Tagesmitteltemperatur und Wärmebedarf dargestellt. Aus einer Menge von Daten wird eine Gerade berechnet, die möglichst kleine Abweichungen zu den einzelnen Punkten besitzt. Die Übertragung dieser Regression zur Multiplen Regression sind Folgende. Zwei unabhängige Variablen werden in der Regression berücksichtigt. Anstatt einer Geraden wird eine Fläche gebildet. Für eine Datenmenge mit drei Variablen, Variable y und zwei unabhängige Variablen x_1 und x_2 entsteht eine dreidimensionale Abbildung.

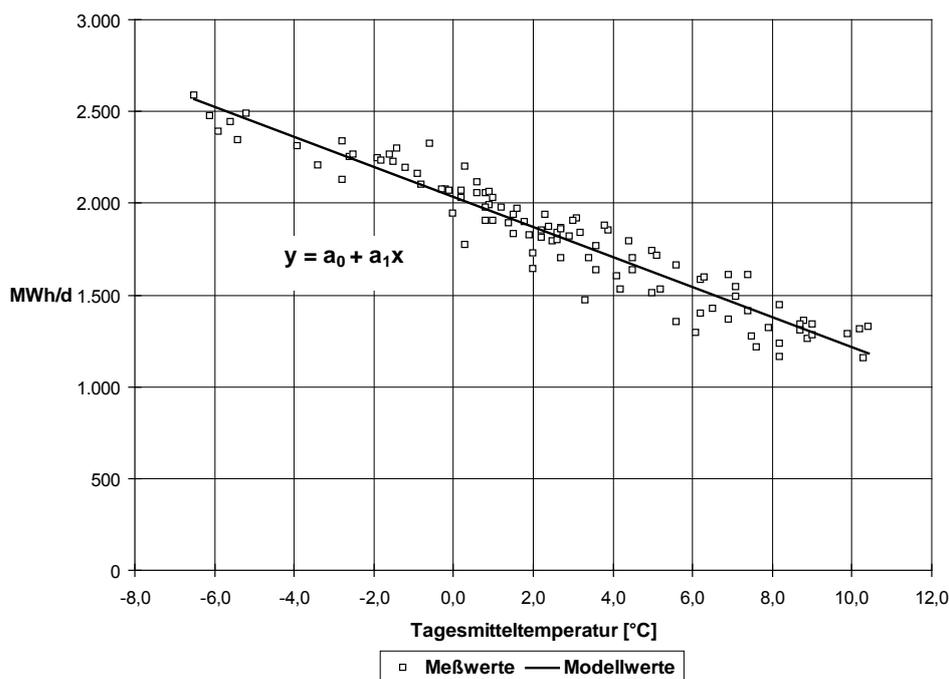


Abb. 7-12: Zwei-dimensionale Regression am Beispiel der Daten Tagesmitteltemperatur und Wärmebedarf [PEW2008]

Eine Multiple Regression lässt sich in einer Annäherung wie folgt beschreiben:

$$y = b_1 \cdot x_1 + b_2 \cdot x_2 + \dots + b_k \cdot x_k$$

Die Aufgabe besteht darin, alle b -Koeffizienten zu finden, sodass der Zusammenhang so gut wie möglich beschrieben wird.

7.2.1 OLS-Schätzung

Bei der Multiplen Regression lässt sich die mathematische Herleitung besser erklären, in dem man die OLS-Schätzung (*Ordinary Least Squares*) benutzt. Die OLS-Schätzung ist nichts anders als das schon erwähnte Minimierungsproblem. Die Formulierung geschieht in Matrixschreibweise.

$$\begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_K \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1K} \\ x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2K} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{N1} & x_{N2} & \cdots & x_{NK} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_K \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \vdots \\ e_K \end{pmatrix}$$

Oder etwas kompakter:

$$y = Xb + e$$

mit

y : Vektor der abhängigen Stichproben

X : Matrix der unabhängigen Stichproben

b : Gesuchter OLS-Punktschätzvektor

e : Abweichungsvektor

Die Aufgabe besteht darin b so zu wählen, dass die Summe der quadrierten Abweichungen so klein wie möglich wird, d.h.

$$\frac{\partial \sum_{i=1}^N e_i^2}{\partial b} = \frac{\partial (e^T e)}{\partial b} = 0$$

$$b = (X^T X)^{-1} X^T y$$

[EAÖ2011]

Im Folgenden wird die Berechnung anhand eines Beispiels verdeutlicht.

Gegeben:

y	x1	x2
2	9	1
5	4	2
4	7	3
8	2	4
9	3	5
9	1	6

Aus der obigen Formel folgt:

$$b = \left(\begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 9 & 4 & 7 & 2 & 3 & 1 \\ 1 & 2 & 3 & 4 & 5 & 6 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 9 & 1 \\ 1 & 4 & 2 \\ 1 & 7 & 3 \\ 1 & 2 & 4 \\ 1 & 3 & 5 \\ 1 & 1 & 6 \end{pmatrix} \right)^{-1} \begin{pmatrix} 2 \\ 5 \\ 4 \\ 8 \\ 9 \\ 9 \end{pmatrix}$$

$$\Rightarrow b = \begin{pmatrix} 6,65 & -0,63 & -1,07 \\ -0,63 & 0,07 & 0,1 \\ -1,07 & 0,1 & 0,19 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 37 \\ 118 \\ 155 \end{pmatrix}$$

$$\Rightarrow b = \begin{pmatrix} 5,73 \\ -0,51 \\ 0,76 \end{pmatrix}$$

Unsere gesuchte Funktion wäre dann $y = 5,73 - 0,51 \cdot x_1 + 0,76 \cdot x_2$

Die graphische Darstellung ist in der Abb. 7-13 zu sehen. Gezeigt wird die Datenmenge in einem 3-dimensionalen Raum. Gelb markiert ist die berechnete Regressionsebene und die hohlen Kreise sind die gefitteten Werte, die eine möglichst geringe Abweichung zu den tatsächlichen Werten haben sollen.

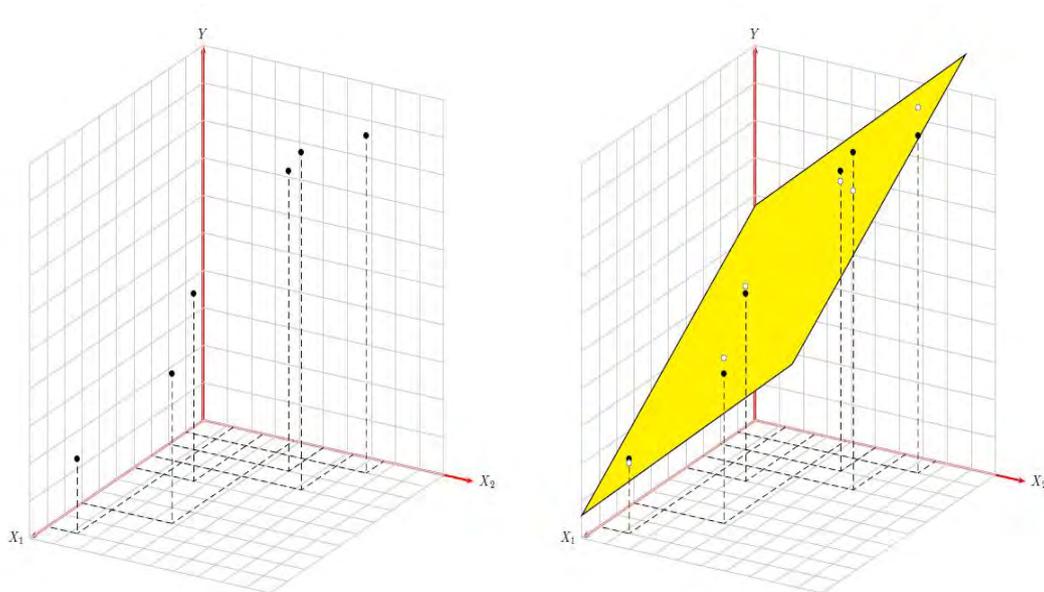


Abb. 7-13: Regressionsebene der obigen Beispielberechnung [EAÖ2011]. (Gefittete Werte sind als hohle Kreise dargestellt)

7.2.2 Bestimmtheitsmaß

Die Güte des Verfahrens orientiert sich an dem Bestimmtheitsmaß. Dieses Maß gibt Auskunft darüber, welche Verbesserung bei der Berechnung des Mittelwertes durch die Berücksichtigung dieser unabhängigen Variablen entsteht. Mit anderen Worten wird ein Quotient in Form des Mittelwertes aus der Varianz der Regressionsgleichung und der Varianz der einfachen Aussage berechnet [RAN2008]. Das Bestimmtheitsmaß ist wie folgt definiert.

$$R^2 = \frac{\sum_{i \in I} (\hat{y}_i - \bar{y})^2}{\sum_{i \in I} (y_i - \bar{y})^2} \cdot 100$$

Aus der Formel ist abzuleiten, dass das Bestimmtheitsmaß einen Wert zwischen 0 % und 100 % annimmt, wobei 100 % auf einen perfekten linearen Zusammenhang und 0 % auf keinen linearen Zusammenhang hinweisen.

Die Regression hat viele Einsatzmöglichkeiten. In den Wirtschaftswissenschaften z. B. wird sie eingesetzt, um einen Zusammenhang zwischen Absatzmenge und Preis eines Produktes herzustellen [RAN2008]. In Kapitel 7.4 wird vorgestellt, wie mit Hilfe der multiplen Regression eine Wärmelastprognose für mit Betonkernaktivierung klimatisierte Gebäude durchgeführt werden kann. Berücksichtigt wurden zwei unabhängige Variable, nämlich die Außentemperatur und die solare Einstrahlung. Die abhängige Variable war der Energiebedarf.

Ein erster Schritt, um zu wissen, ob die Regression überhaupt sinnvoll ist, d.h. ob es einen linearen Zusammenhang zwischen der unabhängigen Variablen und der abhängigen Variablen gibt, ist die Berechnung des Korrelationskoeffizienten. Dieser wird im folgenden Teil vorgestellt.

7.2.3 Korrelationskoeffizient

Der Korrelationskoeffizient ist ein Maß für den Grad des linearen Zusammenhangs zwischen zwei Variablen. Er drückt aus in welchem Umfang zwei Datensätze miteinander korrelieren oder voneinander abhängig sind.

Der Korrelationskoeffizient ist dimensionslos und nimmt Werte zwischen -1 und 1 an. Je mehr sich der Korrelationskoeffizient den Werten 1 oder -1 nähert, desto mehr besteht zwischen den Datensätzen ein guter linearer Zusammenhang. Liegt der Korrelationskoeffizient bei 0, bedeutet es, dass kein linearer Zusammenhang besteht. Letzteres bedeutet nicht unbedingt, dass es gar keinen Zusammenhang gibt. Es können durchaus andere Zusammenhänge vorliegen, die sich allerdings nicht mit dem Korrelationskoeffizient ausdrücken lassen.

Der Korrelationskoeffizient ist für zwei Variablen X und Y mit jeweils positiver Varianz nach Pearson wie folgt definiert:

$$r_{X,Y} = \frac{\text{Cov}(X,Y)}{\sqrt{\text{Var}(X)} \cdot \sqrt{\text{Var}(Y)}}$$

$$r_{X,Y} = \frac{E((X - EX)(Y - EY))}{\sqrt{\text{Var}(X)} \cdot \sqrt{\text{Var}(Y)}}$$

wobei,

E : Erwartungswert-Operator

$\sqrt{\text{Var}(X)}$: Standardabweichung von X

$\text{Cov}(X, Y)$: Kovarianz von X und Y

sind.

In der Literatur wird ein empirischer Korrelationskoeffizient definiert. Dieser kommt zum Einsatz, falls für die Variablen lediglich zwei Messreihen bekannt sind [STA2008].

$$r_{X,Y} = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \cdot \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}}$$

mit,

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$$

$$\bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i$$

Für diese Arbeit ist es wichtig, die Definition des Korrelationskoeffizienten aufzuzeigen. Besonders für den Fall, dass zwei Variable Einfluss auf eine dritte haben.

$$r_{XY,Z} = \frac{r_{X,Y} - r_{Y,Z} \cdot r_{X,Z}}{\sqrt{(1 - r_{Y,Z}^2) \cdot (1 - r_{X,Z}^2)}}$$

7.3 Künstliche Neuronale Netze (KNN)

Künstliche Neuronale Netze (KNN) sind adaptive Systeme, deren Entwicklung auf der Funktionsweise des Nervensystems von Tieren basiert. Diese Systeme bestehen aus einem Netz untereinander verbundener Neuronen oder Zellen und erzeugen in Abhängigkeit der Eingangswerte einen Ausgangswert. Normalerweise werden die Systeme eingesetzt, um komplexe Zusammenhänge zwischen Input und Output nachzubilden [WNN2005], [SWP2010].

Wissenschaftler sind sich darin einig, dass sich ein künstliches neuronales Netz sehr stark von einem biologisch neuronalen Netz unterscheidet. Beide bestehen aus parallelen einfachen Verarbeitungseinheiten. Die Intelligenz des Systems befindet sich in den Verbindungen zwischen den Einheiten. Allerdings ist im Hinblick auf den Umfang, ein Gehirn weitaus größer als jedes bisherige KNN.

Eine Eigenschaft der KNN ist es, dass keine genauere Untersuchung der Problemstellung notwendig ist. Es werden keine aufwendigen Algorithmen benötigt, sondern nur versucht, einen gewissen Zusammenhang zu approximieren. Allerdings besteht keine Garantie des automatisierten Lernerfolges, da verschiedene Lösungen möglich sind.

Eine weitere wichtige Eigenschaft der KNN ist ihre Generalisierungsfähigkeit. Damit ist die Fähigkeit der Generierung von bekanntem zu unbekanntem Datenmuster gemeint. Letztere ermöglicht die Prognose von Ausgabewerten, die dem Netz während des Lernprozesses nicht vorgelegt wurden. Diese Eigenschaft kann aber das Netz verlieren, falls die Trainingsphasen zu lange mit dem gleichen Datensatz stattfinden. Man nennt diesen Vorgang Overfitting [WNN2005].

7.3.1 Aufbau und Funktionsweise eines Künstlichen Neurons

Ein Neuron besteht aus einer Propagierungsfunktion, die sich aus den Signalen o_i , den so genannten Nettoinputs, berechnet. Es werden alle eingehenden Signale mit ihrer Gewichtung w_{ij} aufsummiert.

Der erste Rechenschritt des Neurons findet nach folgender Formel statt:

$$net_j(t) = \sum_i o_i(t) \cdot w_{ij}$$

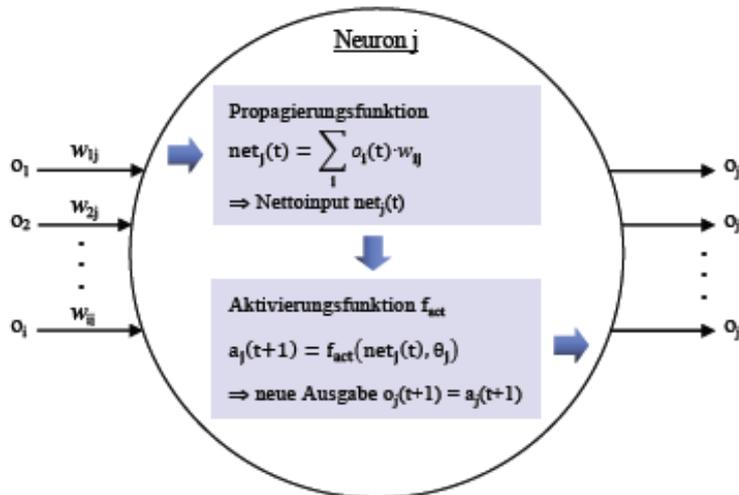


Abb. 7-14: Aufbau eines Neurons [WNN2005]

Zunächst wird mit Hilfe der Aktivierungsfunktion der neue Aktivierungszustand berechnet. Die Formel dazu lautet:

$$a_j(t+1) = f_{act}(net_j(t) - \theta_j)$$

θ_j : Bias

Der Bias zeigt die Schwelle an, an der ein Neuron stark aktiv ist. Mathematisch gesehen gibt er die Stelle der größten Steigung monoton wachsender Aktivierungsfunktionen an. Somit entspricht die Veränderung des Schwellenwertes eines Neurons, einer Verschiebung der Aktivierungsfunktion auf der x-Achse nach links bzw. rechts [WNN2005].

7.3.2 Identität oder lineare Aktivierungsfunktion

Die Identität bzw. lineare Aktivierungsfunktion lässt sich mit folgender Formel beschreiben [MAT2011].

$$f_{id}(x) = x$$

Der neue Aktivierungszustand des Neurons j ist dann mit der Identität als Aktivierungsfunktion gleich $net_j(t) - \theta_j$.

$$a_j(t+1) = net_j(t) - \theta_j$$

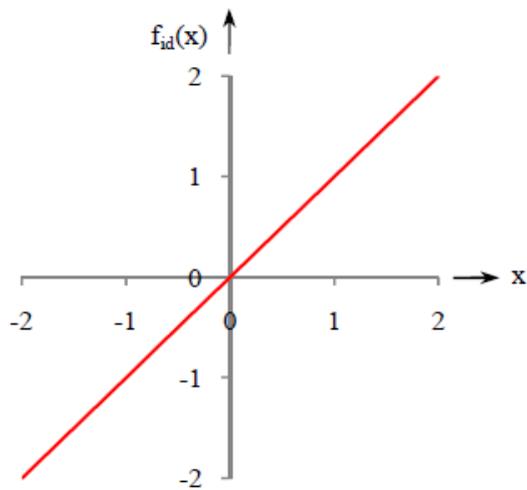


Abb. 7-15: Lineare Aktivierungsfunktion [WNN2005]

7.3.3 Tangens Hyperbolicus Aktivierungsfunktion

Die Tangens Hyperbolicus Aktivierungsfunktion lässt sich mit folgender Formel beschreiben.

$$f_{\tanh}(x) = \tanh(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$$

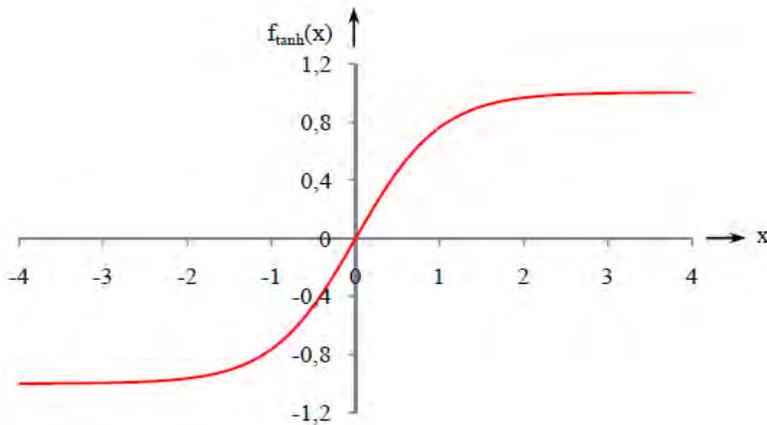


Abb. 7-16: Aktivierungsfunktion Tangens Hyperbolicus [WNN2005]

Mit $x = net_j(t) - \theta_j$ wird der neue Aktivierungszustand wie folgt berechnet.

$$a_j(t+1) = \tanh(net_j(t) - \theta_j) = \frac{e^{net_j(t) - \theta_j} - e^{-(net_j(t) - \theta_j)}}{e^{net_j(t) - \theta_j} + e^{-(net_j(t) - \theta_j)}}$$

7.3.4 Lernprozess der Backpropagation

Die Backpropagation oder das Fehlerrückführungs-Verfahren ist eine Lernstrategie, die den Fehler des Netzes über eine Fehlerfunktion bestimmt und den Gesamtfehler zu minimieren versucht. Dafür wird der Gradient der Fehlerfunktion benutzt, der aus der Differenz des gewünschten Ausgangswertes und des tatsächlichen Ausgangswertes gebildet wird. Die Gewichte des Netzes werden in Richtung eines minimalen quadratischen Fehlers verändert. Der gesamte durchschnittliche Fehler wird mit der folgenden Formel berechnet:

$$MSE = \sum_{i=1}^N (\hat{x}_i - x_i)^2$$

mit:

N : Anzahl der Neuronen in der Ausgabeschicht

\hat{x}_i : gewünschte Ausgangswerte

x_i : tatsächliche Ausgangswerte

Eine graphische Darstellung, wie die Backpropagation funktioniert, wird in der Abb. 7-17 erklärt. In der Lernphase werden die Inputwerte im Netz präsentiert und die Outputs generiert. Anschließend wird mit den tatsächlichen Werten oder „Targets“ der Fehler berechnet und zum Schluss die Gewichte dementsprechend angepasst. Es gibt viele Algorithmen, die das Prinzip der Backpropagation benutzen, wie zum Beispiel der Levenberg-Marquardt-Algorithmus, der später vorgestellt wird.

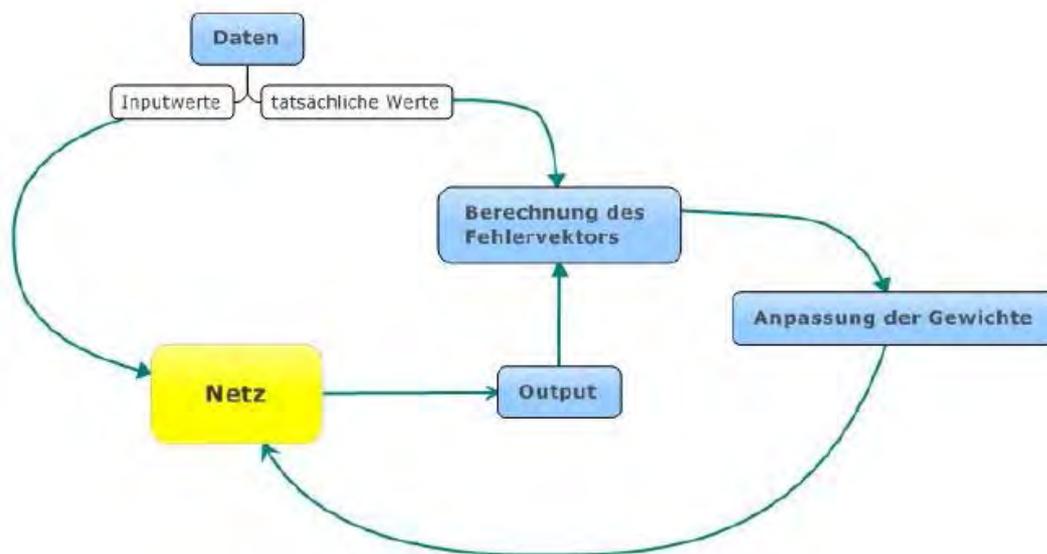


Abb. 7-17: Lernprozess der Backpropagation [WKN2011]

Die Backpropagation ist für die sogenannten Feed-Forward Netze anwendbar. Diese Netze besitzen die Eigenschaft, die Signale vom Netzeingang nur in Richtung Netzausgang zu übertragen. In der Abb. 7-17 wird eine graphische Darstellung eines solchen Netzes gezeigt.

Alle Verbindungen zwischen Neuron i und Neuron j sind mit w_{ij} gewichtet und werden in einer bestimmten Reihenfolge aktualisiert. Die sogenannte Topologische Ordnung ist die bessere Aktualisierungsreihenfolge, bei der die Gewichte in der Reihenfolge aktualisiert werden, wie sie von der Netztopologie vorgegeben wird [WNN2005]. D.h. zuerst die Ebene der Eingabeneuronen, danach folgt die Ebene der ersten verdeckten Schicht usw. bis zu den Ebene der Ausgabeneuronen.

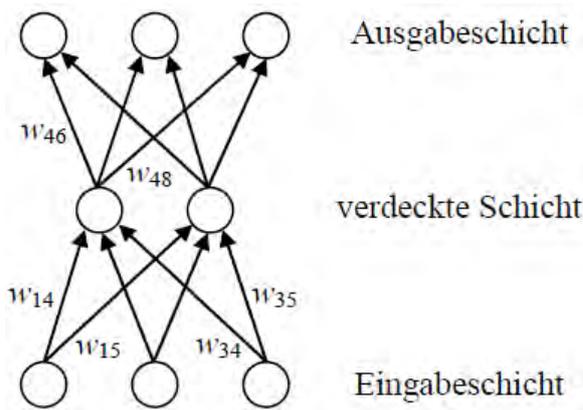


Abb. 7-18: Graphische Darstellung eines Feedforward Netzes [WNN2005]

7.3.5 Levenberg-Marquardt-Algorithmus

Üblicherweise sind Algorithmen zum Trainieren eines Künstlichen Neuronales Netzes, wie der „Gradient Descent“ oder „Gradient Descent with Momentum“ zu langsam für eine praktische Anwendung [AKE2011]. Deshalb wurde zur Erzielung eines schnelleren Trainingsvorgangs mit Backpropagation der Levenberg-Marquardt-Algorithmus entwickelt.

Um diesen Algorithmus zu erklären, wird im folgenden Beispiel angenommen, es existiert eine Funktion $V(x)$, die zu minimieren und als Summe von Quadraten definiert ist [TFN1994].

$$V(x) = \sum_{i=1}^N e_i^2(x)$$

dann gilt

$$\nabla V(x) = J^T(x) \cdot e(x)$$

$$\nabla^2 V(x) = J^T(x)J(x) + S(x)$$

wo $\nabla V(x)$ der Gradient, $\nabla^2 V(x)$ die Hesse-Matrix und $J(x)$ die Jacobi-Matrix sind.

$$J(x) = \begin{bmatrix} \frac{\partial e_1(x)}{\partial x_1} & \frac{\partial e_1(x)}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial e_1(x)}{\partial x_n} \\ \frac{\partial e_2(x)}{\partial x_1} & \frac{\partial e_2(x)}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial e_2(x)}{\partial x_n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial e_N(x)}{\partial x_1} & \frac{\partial e_N(x)}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial e_N(x)}{\partial x_n} \end{bmatrix}$$

Um den Zeitaufwand des Algorithmus zu reduzieren wird die Hesse-Matrix mit Hilfe der Jacobi-Matrix approximiert. Es wird $S(x) = 0$ gesetzt, sodass die Hesse-Matrix wie folgt ausgedrückt werden kann:

$$\nabla^2 V(x) = J^T(x) \cdot J(x)$$

Die Rechenschritte der Iterationen finden in dem Levenberg-Marquardt-Algorithmus wie folgt statt:

$$x_{k+1} = x_k - [J^T(x) \cdot J(x) + \mu I]^{-1} \cdot J^T(x) \cdot e(x)$$

Dabei ist I die Einheitsmatrix und μ ein Parameter, der mit einem Faktor β multipliziert wird, falls $V(x)$ steigt, und mit dem gleichen Faktor dividiert wird, falls $V(x)$ sinkt.

7.4 Entwicklung eines Algorithmus auf Basis von Multiplen Regression (MR) mit Hilfe der Programme MATLAB und TRNSYS

Im Folgenden wird die Entwicklung und Erprobung eines Algorithmus auf Basis von Multiplen Regressionen vorgestellt. Der Algorithmus dient zur Regelung eines Thermoaktiven Bauteilsystems zur Konditionierung von Räumen. Die Anwendung dieses Algorithmus wurde in einer Simulation getestet. Für die Simulation muss ein Gebäudemodell erstellt werden. Im Folgenden wird zuerst das Testgebäudemodell beschrieben. Anschließend wird auf den Algorithmus eingegangen und zum Schluss die Simulationsdurchführung und deren Ergebnisse erläutert.

7.4.1 Testgebäude

Für die Erprobung des Algorithmus wird ein Gebäudemodell benötigt. Das Gebäudemodell wurde mit dem Simulationsprogramm TRNSYS erstellt. Dieses wird im Folgenden beschrieben.

Das Gebäude besteht aus einem Stockwerk mit 6 Räumen. Standort ist Stuttgart mit dem Wetterdatensatz DE-Stuttgart-107370.tm2. Alle Räume sind quadratisch mit einer Kantenlänge von 5 m. Die Raumhöhe beträgt 3 m. Die Hälfte jeder Außenwand ist verglast. Im Flachdach (25 cm Beton, 25 cm Isolierung) ist für Heiz- und Kühlzwecke ein TABS-System integriert. Weitere Heiz- oder Kühlmöglichkeiten gibt es nicht. In jedem Raum arbeiten vier Personen (150 W) an jeweils einem PC-Arbeitsplatz (140 W). In jedem Raum sind fünf Leuchten mit jeweils einer Leistung von 130 W angebracht. Die Arbeitszeit ist Montag bis Freitag von 08:00 Uhr bis 18:00 Uhr.

Zu Beginn wurde eine erste Startsimulation des Testgebäudes mit einer statischen Steuerfunktion durchgeführt, um Referenzwerte für das thermische Verhalten des Gebäudes zu bekommen. Diese Startsimulation wird in den nächsten Teilen der Arbeit als Ist-Zustand bezeichnet. Die Formeln sollen lediglich eine Näherung des Verhaltens des Gebäudes darstellen. Absichtlich wurde keine Perfektion angestrebt, denn dieses soll dem Algorithmus überlassen werden. Deshalb wird auch keine Einzelberechnung der Räume vorgenommen, sondern ein mittlerer Wert ermittelt. Der Optimierungsalgorithmus soll für jeden einzelnen Raum das Optimum finden. Ein Beispiel dieser Anfangsfunktionen sieht wie folgt aus:

$$E = -13,5 \cdot k_1 + k_2 \cdot T_{Mean} + k_3 \cdot I_{Mean}$$

k_1 : Konstante 1 [kWh]

k_2 : Konstante 2 [kWh/°C]

k_3 : Konstante 3 [m²d]

T_{Mean} : Mittlere Außentemperatur [°C]

I_{Mean} : Mittlere Solarstrahlung [kWh/m²d]

E : Energiebedarf [kWh]

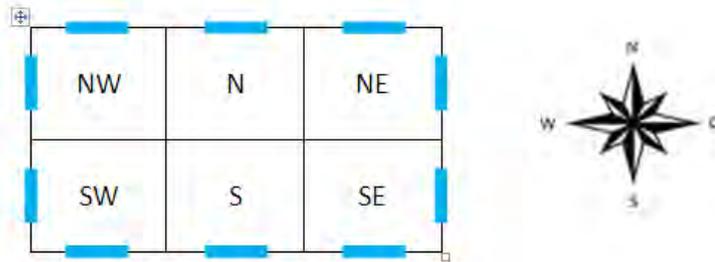


Abb. 7-19: Skizze Testgebäudemodell mit Raumaufteilung und Ausrichtung

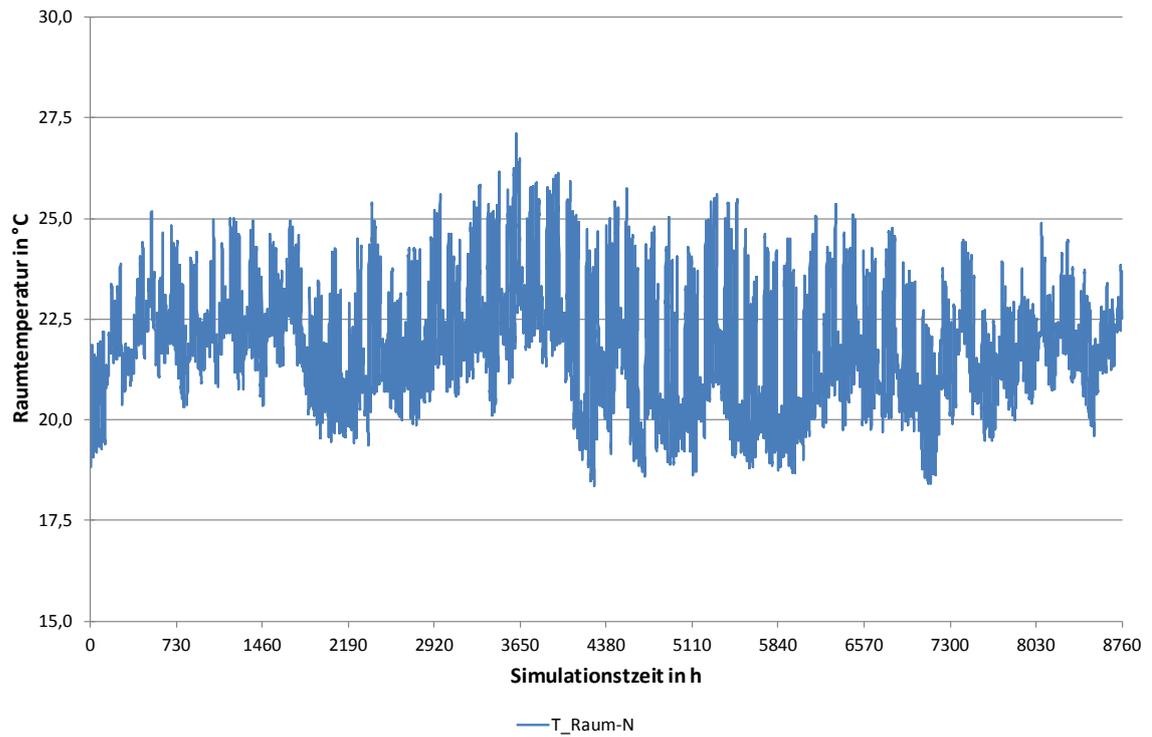


Abb. 7-20: Startsimulation, Raumtemperatur in Nord-Zone des Testgebäudemodells

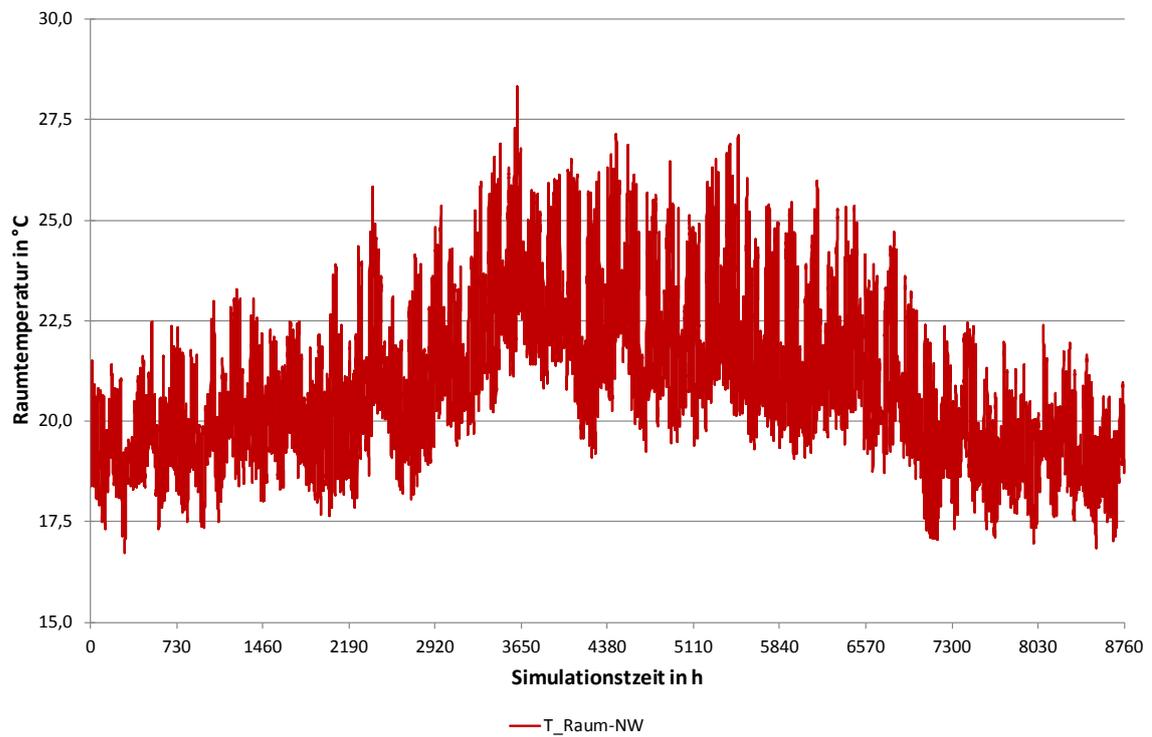


Abb. 7-21: Startsimulation, Raumtemperatur in Northwest-Zone des Testgebäudemodells

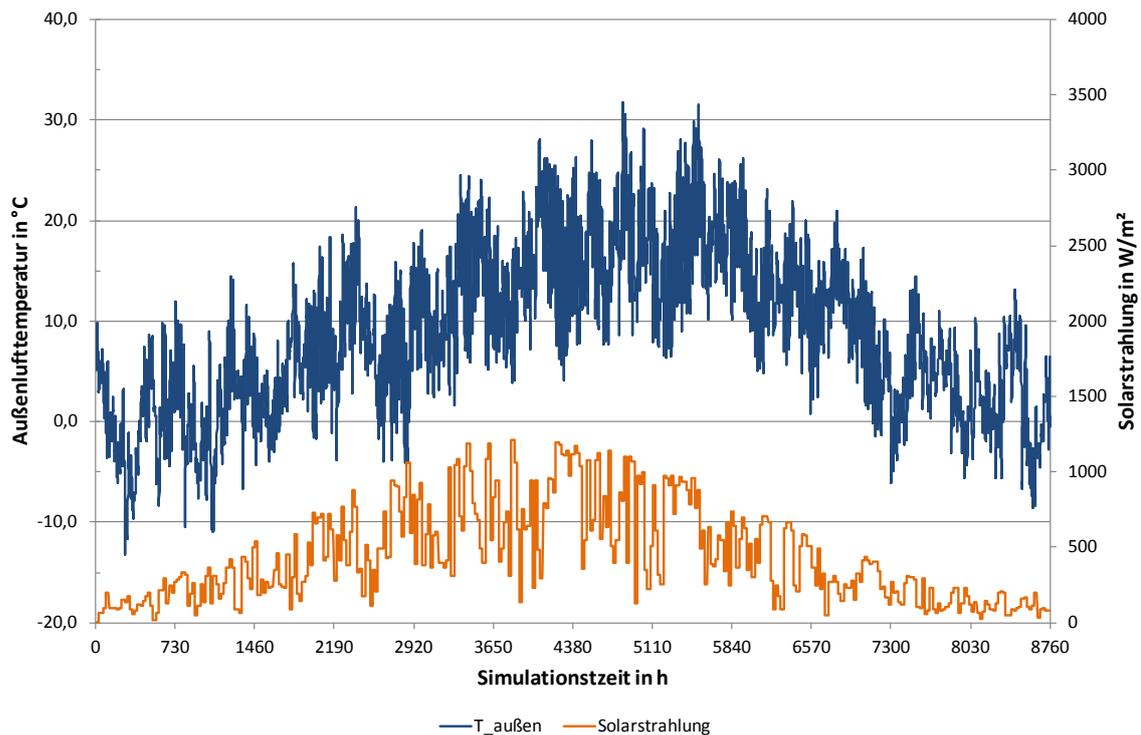


Abb. 7-22: Wetterdatensatz der Startsimulation, Testreferenzjahr des Standorts DE-Stuttgart-107370 von TRNSYS

7.4.2 Algorithmus auf Basis der Multiplen Regression

Der Algorithmus wurde auf Basis des Testgebäudemodells entwickelt. Er beinhaltet sechs verschiedene Regelzonen. Die Programmierung erfolgte in MATLAB, da dieses Programm die Vorteile bietet die Multiple Regression einfach und schnell zu berechnen und des Weiteren eine Schnittstelle zum Simulationsprogramm TRNSYS hat. Die Eingangsvariablen sind die Prognosen der mittlere Außentemperatur und mittlere Solarstrahlung, sowie die gemessene mittlere Raumtemperatur.

Der Heizfall und Kühlfall werden getrennt betrachtet. Auch die Arbeitstage und Wochenenden werden differenziert behandelt. Trotz eines verhältnismäßigen einfachen Gebäudemodellaufbaus (sechs Räume) waren 24 Steuerfunktionen notwendig, um die Programmstruktur und Simulationsstruktur aufzubauen.

Der Algorithmus speichert während der Simulation die Werte der Raumtemperatur in 10-minütigem-Takt und bildet um 0:00 Uhr des folgenden Tages eine mittlere Raumtemperatur des gesamten Gebäudes. Diese Information ist Bedingung in einer Abfrage, aus dieser letztlich hervorgeht ob eine Beheizung oder Kühlung der Räume durchgeführt wird. Auf diese Weise wird der aktuelle Zustand des Gebäudes, d.h. die gespeicherte thermische Energie in den Algorithmus einbezogen. In Abb. 7-23 ist der Strukturaufbau des Algorithmus der Multiplen Regression dargestellt.

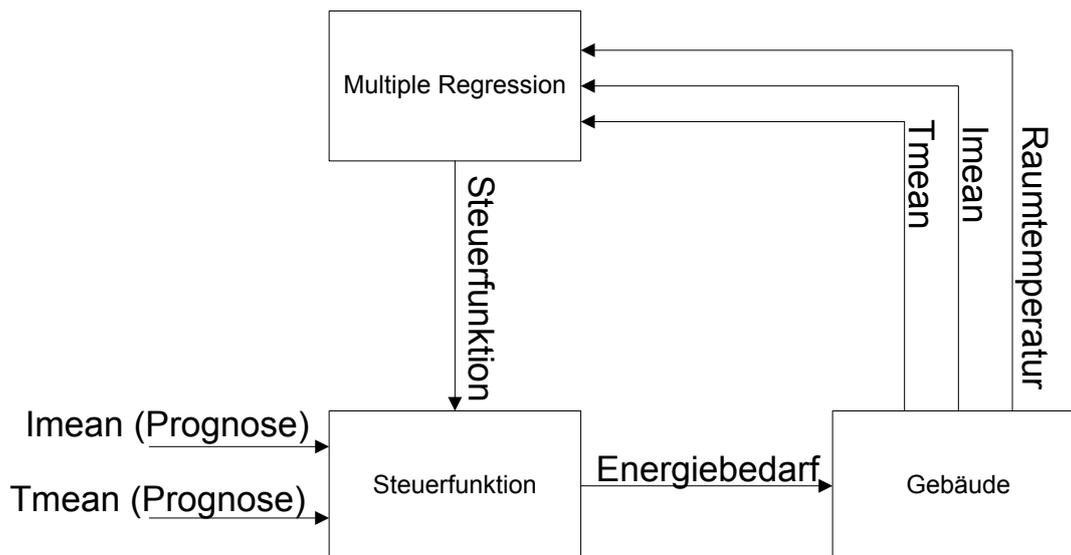


Abb. 7-23: Strukturaufbau des Algorithmus der Multiplen Regression mit Imean = Tagesmittelwert der Globalstrahlung und Tmean = Tagesmittelwert der Außentemperatur

Um 1:00 Uhr findet die Bewertung des Gebäudeverhaltens und der Effektivität der verschiedenen Steuerfunktionen statt. Diese Information fließt in die Steuerfunktion des nächsten Tages ein. Mit anderen Worten: Der Index k unserer OLS-Schätzung wird zu $k+1$ und mit dieser gewonnenen Information wird eine neue Multiple Regression durchgeführt und somit neue Steuerfunktionen definiert. Diese neuen Steuerfunktionen gibt das Verhalten des Energiebedarfs des Gebäudes genauer wieder, da eine größere Anzahl von Daten genutzt wird.

Nach der Aktualisierung der Steuerfunktionen wird mit Hilfe der Wetterprognosen die mittlere Außentemperatur und mittlere Solarstrahlung berechnet. Je nachdem ob es Wochenende oder Arbeitstag ist, sowie Sommer oder Winter, wird dann entschieden, ob es nötig ist zu heizen oder zu kühlen. Unter bestimmten Voraussetzungen ist es auch durchaus möglich, dass weder gekühlt noch geheizt werden muss. Mit der berechneten mittleren Außentemperatur und mittleren Solarstrahlung, wird für jede einzelne Zone bestimmt wie viel Energie benötigt wird. Die Information ob gekühlt oder geheizt werden soll, sowie die Menge an benötigter Energie sind letztendlich die Ausgangsvariablen des Algorithmus.

Korrekturfaktor

Ziel ist es Temperaturüberschreitungen bzw. Unterschreitungen und somit ein Abdriften von Temperaturen außerhalb des Komfortbandes zu vermeiden. Um dies mit dem Algorithmus zu erreichen wird ein Korrekturfaktor benötigt, der ermöglicht Temperaturüberschreitungen bzw. Unterschreitungen abzufangen. Eine weitere Anforderung an den Algorithmus ist es präzise Steuerungsgrößen unabhängig von der Gebäudestruktur zu bilden. Um den Algorithmus flexibel und einfach einsetzen zu können, kann dies nur dann geschehen, wenn ein Selbstlerneffekt auf Basis der Eingangsparameter und einem Informationsrückfluss geschieht. So kann letztlich erreicht werden, Komfort-

temperaturen im Gebäude zu erhalten. Es gilt somit den Algorithmus auf Basis eines Gebäudemodells zu entwickeln, zugleich ihn aber von der Gebäudestruktur zu entkoppeln. Ein sehr präziser Korrekturfaktor würde deshalb nur dann Sinn machen, da in solch einem Faktor detaillierte Gebäudekonstanten berücksichtigt werden müssen.

Um alle Ziele zu erreichen, wird versucht den Korrekturfaktor aus der Information der gespeicherten Wärmeenergie zu finden. Speziell soll aus der Veränderung dieser Information eine Gesetzmäßigkeit gefunden werden, welche das Problem möglichst gut beschreibt, aber gleichzeitig keine zusätzlichen spezifischen Gebäudekonstanten benötigt. Die Grundgleichung des Wärmestroms lautet nach [TBA1999]:

$$\dot{Q} = k \cdot A \cdot (t_m - t_R)$$

mit

\dot{Q} :	Wärmestrom	[W]
k :	Wärmedurchgangskoeffizient	[W/m ² K]
A :	Wärmeübertragungsfläche	[m ²]
t_m :	Mittlere Mediumtemperatur	[°C]
t_R :	Raumtemperatur	[°C]

Aus der obigen Formel wird deutlich, dass die Energiemenge Q aus dem Integral gewonnen werden kann. D.h. wenn die Gebäudekonstanten wie Wärmedurchgangskoeffizient und Wärmeübertragungsfläche als konstant betrachtet werden, liefert das Integral der Differenz aus Raumtemperatur und mittlerer Mediumtemperatur eine Information über die gespeicherte Energiemenge im Raum. Diese Überlegung wurde benutzt, um den Korrekturfaktor zu definieren und unabhängig von der Gebäudestruktur flexibel zu bleiben.

Definiert wurde somit ein Korrekturfaktor, der einen Quotienten aus bestimmten Flächen oberhalb bzw. unterhalb der Grenztemperatur bildet. Es erfolgt auch ein Unterscheiden zwischen einem Korrekturfaktor im Falle einer Überschreitung und einer Unterschreitung der Grenztemperatur. Eine graphische Darstellung ist in der Abb. 7-24 für den Kühlfall und in der Abb. 7-25 für den Heizfall zu sehen.

Angenommen es passiert während des Kühlfalls, dass die Temperatur im Raum 26 °C übersteigt. Dies kann zum Beispiel auf Grund einer fehlerhaften Steuerfunktion geschehen. Bezogen auf Abb. 7-24 ist die Fläche oberhalb dieser Temperaturgrenze ein Maß für die Energie, die unzureichend abgeführt wurde, um innerhalb der Grenze zu bleiben. Wohingegen die Fläche unterhalb der Raumtemperaturkurve bis hin zur Mediumtemperatur (in diesem Fall 17 °C) ein Maß für die im Raum gespeicherte Energie ist.

Es wird ein Quotient gebildet, der gleich $A_1/(A_1 + A_2)$ ist. Dieser Flächenquotient wird in der Abb. 7-24 gezeigt. Nach obiger Berechnung wird die geladene Energiemenge mit dem Flächenquotienten multipliziert und ergibt schließlich eine Informationskorrektur für die multiple Regression.

Im Heizfall hingegen muss der Flächenquotient etwas anders berechnet werden. Die Mediumtemperatur beträgt in diesem Fall 28 °C. Den Fehler bei der Steuerfunktion erkennen wir an Raumtemperaturen, die unter 22 °C liegen. Deswegen wird, wie in der Abb. 7-25 gezeigt, der Flächenquotient $A_2/(A_1 + A_2)$ berechnet und dann mit der gleichen Multiplikation von Flächenquotient und geladener Energiemenge die neue Informationskorrektur durchgeführt.

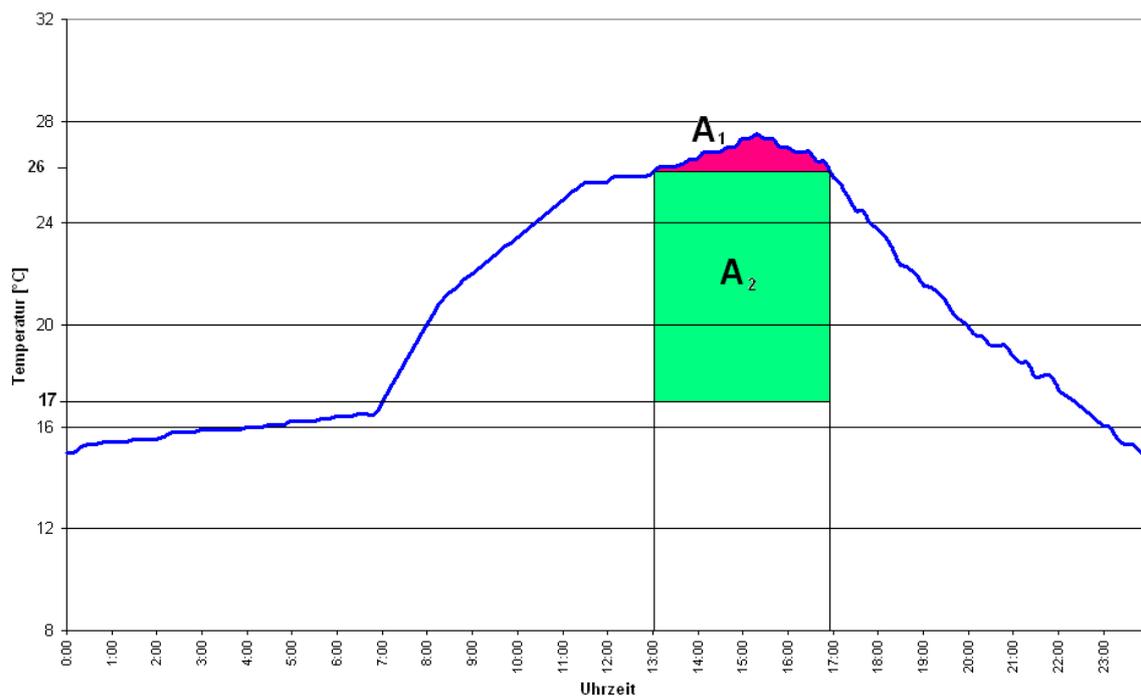


Abb. 7-24: Korrekturfaktor im Kühlfall

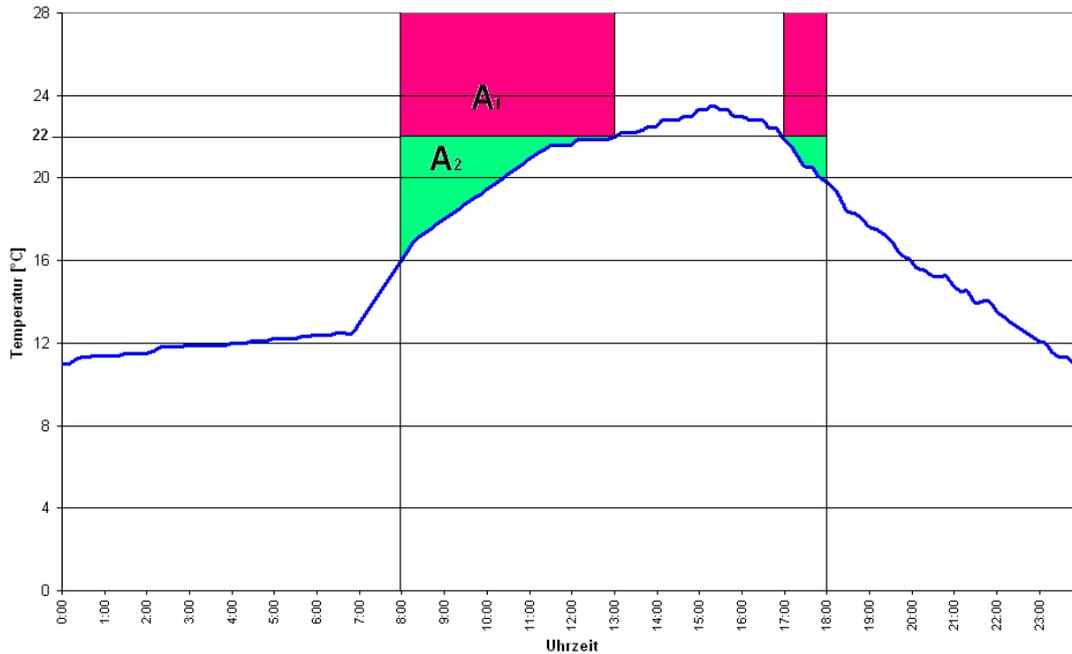


Abb. 7-25: Korrekturfaktor im Heizfall

7.4.3 Erste Jahressimulation des Testgebäudes

Im Folgenden werden einige Ergebnisse der Gebäudesimulation mit TRNSYS vorgestellt. Grundsätzlich wird auf die Ergebnisse der Zonen Nord und Nord-West eingegangen. Die anderen Zonen weisen ähnliche Ergebnisse auf.

Nach der Programmierung des Algorithmus erfolgte die Simulation mit dem Testgebäudemodell in TRNSYS, gekoppelt mit MATLAB. Es wurden verschiedene Auswertungsmöglichkeiten zur Validierung benutzt. Da ist einmal die klassische Darstellung von TRNSYS, wie sie schon in dem TRNSYS-Kapitel vorgestellt wurde. Diese Simulation wurde mit den Wetterdaten eines Testreferenzjahres des Standorts Stuttgart durchgeführt. Die Simulation erfolgt über ein ganzes Jahr. Im Fall eines Einsatzes des Algorithmus ist zu berücksichtigen, dass ein Fehler in der Wetterprognose zu einem Fehler in der Energiebedarfsberechnung führt. Aus diesem Grund ist die Qualität der Prognose sehr wichtig, um den Komfort in einem Raum oder Gebäude zu gewährleisten.

Eine weitere Auswertung erfolgt durch die Darstellung der Ergebnisse in einer Dauerlinie. Diese Linie zeigt die Stunden in denen die Raumtemperatur eine gewisse Grenze überschreitet. Zu beachten ist, dass die Darstellung der Dauerlinien in dieser Arbeit nur die Arbeitszeiten berücksichtigt, d.h. die Zeiten zwischen 8:00 Uhr und 18:00 Uhr. Die Wochenenden wurden von der Auswertung ausgenommen. Weiterhin wurden auch Kennwerte wie der Korrelationskoeffizient, das Bestimmtheitsmaß und maximale Fehler für die Regression berechnet. Die Berechnung des maximalen Fehlers wird später erläutert.

Die besten Ergebnisse der Raumkonditionierung mit Einsatz Multipler Regressionen werden in der Nord-Zone erreicht. Die Erklärung dafür ist, dass die Anfangsfunktion für diese Zone am besten

gepasst hat und deshalb die Korrekturen der Multiplen Regression nicht groß gewesen sind. In der Abb. 7-26 ist der Verlauf der Raumtemperatur dargestellt. Der Algorithmus schaffte es in relativ kurze Zeit (ca. ab der Stunde 600) die Temperatur in dem gewünschten Bereich zwischen 22 °C und 26 °C, mit Ausnahmen von wenigen Ausreißern, zu halten. Auf den ersten Blick ist eine Verbesserung bzgl. der Charakterisierung des Ist-Zustands im Vergleich zur Regelung mit einer statischen Steuerfunktion ersichtlich. Die Tatsache, dass die Raumtemperatur nicht immer zwischen 22 °C und 26 °C gehalten wurde, war vorherzusehen, denn die Definition des Problems mit Multipler Regression ist eine Näherung. Es war für die Simulation von großem Vorteil, dass die Wetterprognosen den Wetterbedingungen entsprachen und somit eine Fehlerquelle, die für die Steuerung eine wichtige Bedeutung hat, wegfiel. In dem Temperaturverlauf der Simulation ist auch interessant zu sehen, wie zu Ende des Jahres unter fast gleichen Wetterbedingungen wie am Anfang, die Raumtemperatur kaum unter 22 °C sinkt. Dies deutet darauf hin, dass die Steuerfunktion selbstlernend Verbesserungen aufweist. Am Anfang des Jahres werden die Daten gesammelt und mit dem Korrekturfaktor angepasst, sodass letztendlich die richtige Energiemenge in dem Gebäude gespeichert wird, um den Komfort innerhalb des Gebäudes zu gewährleisten.

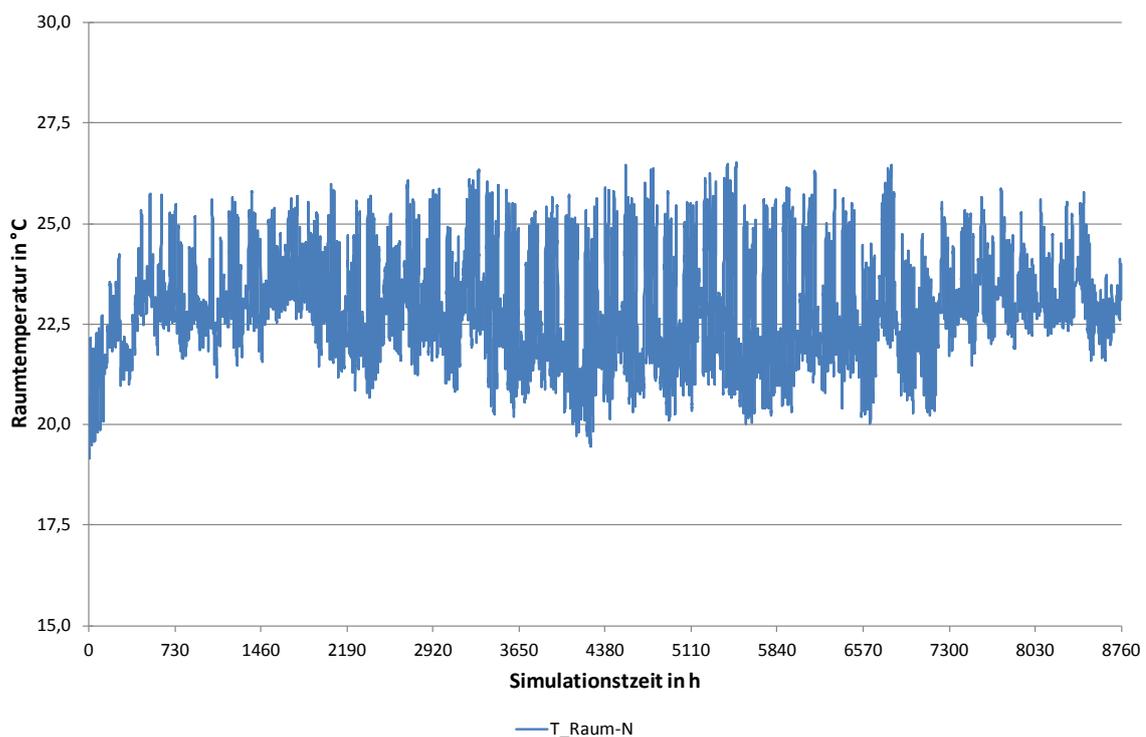


Abb. 7-26: 1. Jahressimulation, Raumtemperaturverlauf in Nord-Zone (MR)

Die Art der Darstellung in Abb. 7-26 ist das Ergebnis der ersten TRNSYS Jahressimulation in der Nord-Zone. In dieser Darstellung ist es leider nicht möglich eine Aussage zu treffen, wie oft die Raumtemperatur während der Arbeitszeiten im gewünschten Bereich lagen. Es wird hier nur ganz grob eingeschätzt ob die Steuerfunktion richtig arbeitete. Obwohl es so aussieht, als ob die Raumtemperatur ziemlich oft unter 22 °C lag, müssen beachtet werden, dass dies unkritisch ist, wenn es außerhalb der Arbeitsstunden passiert. Für eine genauere Auswertung ist die Dauerlinie notwendig. Die Dauerlinie der Nord-Zone in Abb. 7-36 zeigt, dass es nur wenige Betriebsstunden gab, in

denen die Raumtemperatur oberhalb von 26 °C lag (ca. 70 Betriebsstunden). Im Heizfall waren es etwas mehr Betriebsstunden die unter 22 °C lagen. Aber interessant ist die Tatsache, dass die Temperatur nie unter 20 °C fiel und auch nicht über 27 °C stieg. Für diese Zone sind die Ergebnisse deshalb sehr zufriedenstellend.

In Tabelle 7-1 sind die Kennwerte der Jahressimulation der Nord-Zone dargestellt. Die Werte des Korrelationskoeffizienten, dem Bestimmtheitsmaß und besonders der Häufigkeit des maximalen Fehlers weisen auf eine gute Bildung der Steuerungsfunktion hin. Bei der Betrachtung des „Heizfalles“ für Arbeitstage und Wochenenden ist ein sehr guter linearer Zusammenhang des Korrelationskoeffizienten von -0,97 bzw. -0,99 sichtbar.

Tabelle 7-1: Kennwerte der Jahressimulation des 1. Testjahres, Nord-Zone

Betriebsweise	Max. Fehler [%]	Korrelationskoeffizient	Bestimmtheitsmaß
Heizen	7,89	-0,97	0,95
Heizen Wochenende	2,59	-0,99	0,99
Kühlen	16,38	-0,72	0,53
Kühlen Wochenende	21,3	-0,81	0,67

In den Abb. 7-27 (Heizen an Arbeitstagen) und Abb. 7-28 (Heizen an Wochenenden) sind die Datenpunkte bzgl. Energiebedarf, Solarer Einstrahlung und Außentemperatur in einem 3-dimensionalen Raum dargestellt. Der gute lineare Zusammenhang ist eindeutig, denn die Werte liegen nahezu in einer Ebene. Der maximale Fehler ist definiert als die größere Abweichung von einer Stichprobe zur Regressionsebene. Er wird in diesem Fall in Prozent angegeben und betrug bei der Nordzone im Falle des „Heizens am Wochenende“ nur 2,59 % und im Falle des „Kühlens am Wochenende“ 21,3 %.

Bei Betrachtung von Abb. 7-27 und Abb. 7-28 wird deutlich, dass am Wochenende mehr Energie benötigt wird, falls die Raumtemperatur im gewünschten Bereich bleiben soll. Am Wochenende gibt es keine Wärmegewinne durch Computer, Personen oder Beleuchtung. Diese Energie muss daher von den TABS kommen. Die Simulationen haben gezeigt, dass auch am Wochenende eine Beladung der TABS erfolgen muss. Auch hier gilt es die zeitliche Energiebeladung sowie die Energiemenge ausreichend zu berücksichtigen. Die Simulationen in denen das Wochenende eine untergeordnete Rolle gespielt hatte, haben gezeigt, dass eine zu starke Temperaturabsenkung am Wochenende verhindert, dass am Anfang der Woche komfortable Raumtemperaturen gewährleistet werden können. Bspw. wenn die Temperatur am Sonntag zu niedrig ist, ist aufgrund der Dynamik der TABS nicht möglich bis Montag um 8:00 Uhr, die Temperatur auf 22 °C anzuheben.

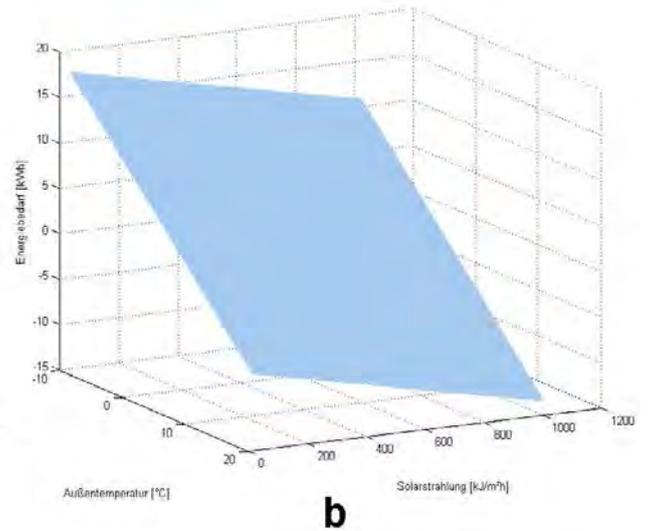
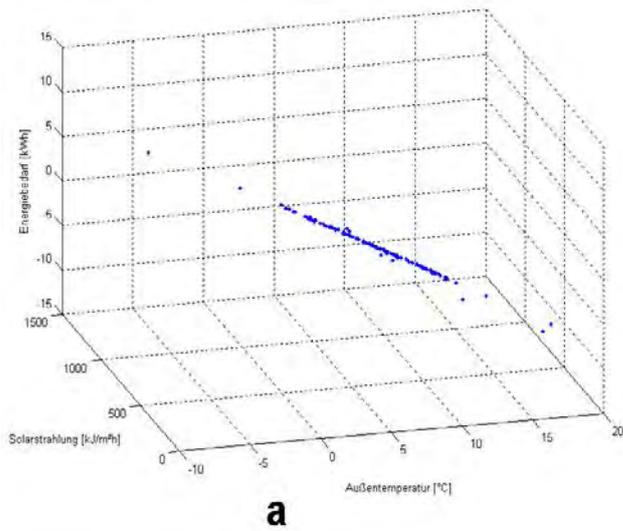


Abb. 7-27: 1. Jahressimulation, Steuerfunktionen Nord „Heizen an Arbeitstagen“; a) Darstellung der mittleren Außentemperatur, der mittleren Solarstrahlung und des berechneten Energiebedarfs b) zugehörige Regressionsfläche

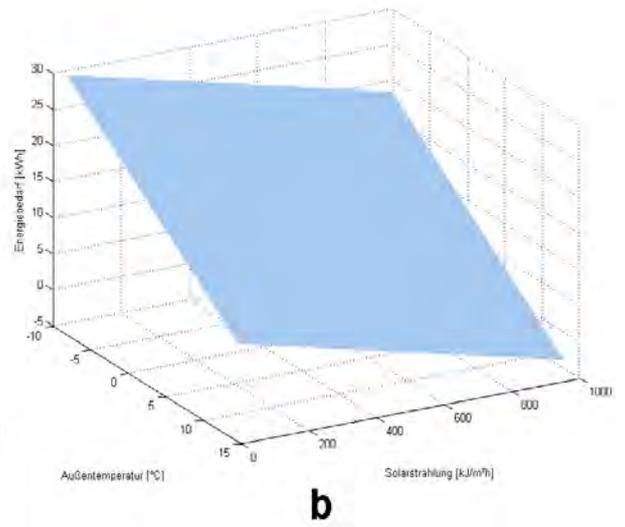
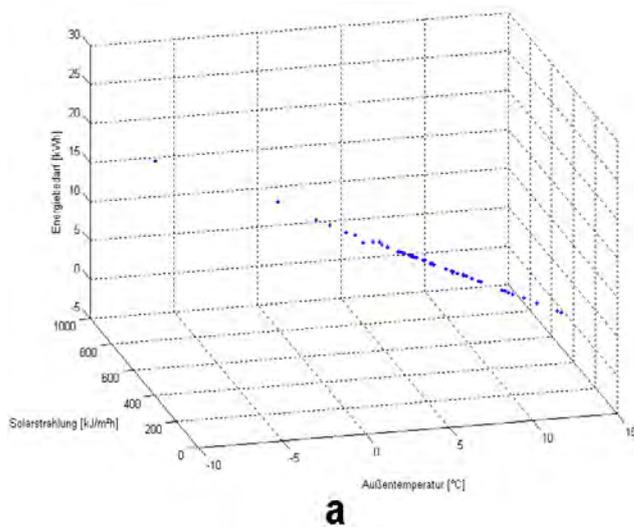


Abb. 7-28: 1. Jahressimulation, Steuerfunktionen Nord „Heizen an Wochenenden“; a) Darstellung der mittleren Außentemperatur, der mittleren Solarstrahlung und des berechneten Energiebedarfs b) zugehörige Regressionsfläche

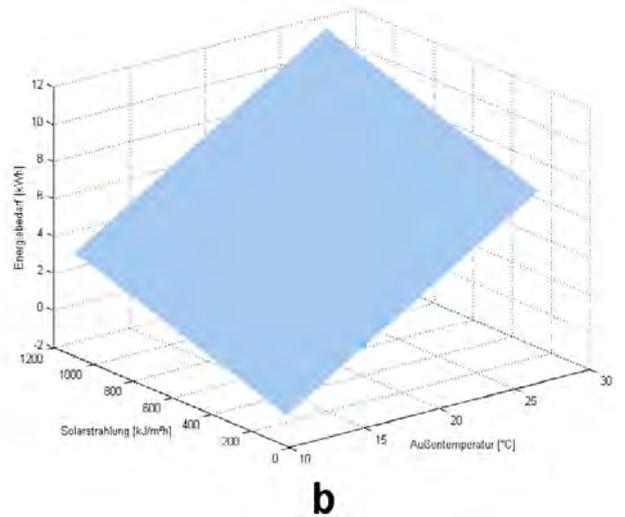
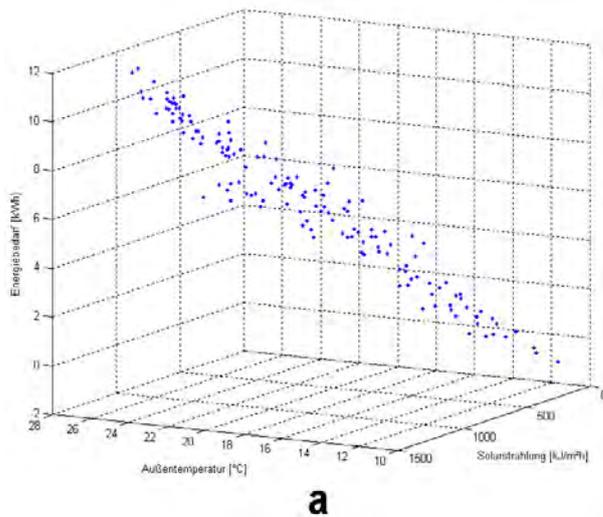


Abb. 7-29: 1. Jahressimulation, Steuerfunktion Nord „Kühlen an Arbeitstagen“; a) Darstellung der mittleren Außentemperatur, der mittleren Solarstrahlung und des berechneten Energiebedarfs b) zugehörige Regressionsfläche

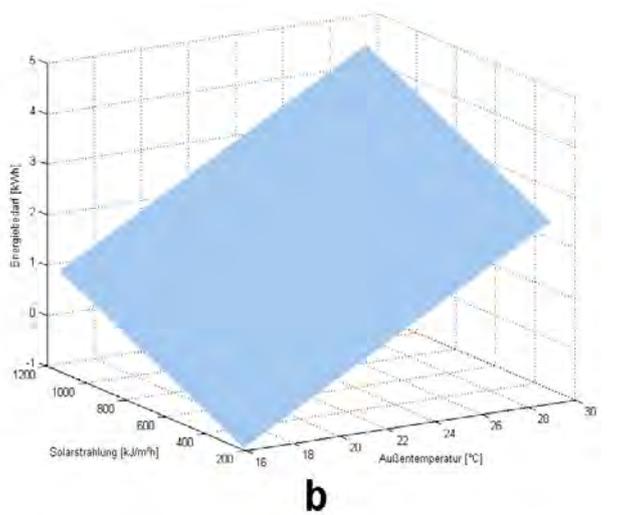
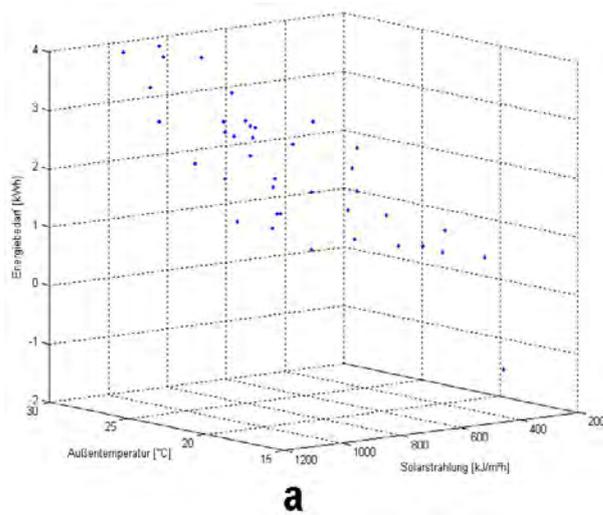


Abb. 7-30: 1. Jahressimulation, Steuerfunktion Nord „Kühlen an Wochenenden“; a) Darstellung der mittleren Außentemperatur, der mittleren Solarstrahlung und des berechneten Energiebedarfs b) zugehörige Regressionsfläche

Die **Nordwest-Zone** war eine der Zonen, die kein zufriedenstellendes Ergebnis geliefert hat. Insbesondere waren die Heizmonate sehr problematisch. Es ist offensichtlich mit der statischen Steuerfunktion zu wenig Energie in dem Gebäude gespeichert worden, sodass in dieser Zone ständig die Raumtemperatur in einem nicht zulässigen Bereich blieb. Es ist deshalb für den Algorithmus eine größere Herausforderung, die Klimatisierung dieser Zone richtig zu steuern. Die Multiple Regression musste die Steuerfunktionen der Heizmonate sehr stark verändern.

Die Nordwest-Zone unterscheidet sich von der Nord-Zone erheblich. Sie liegt an einer Ecke des Gebäudes und hat zwei Außenwände mit zwei Fenstern, was eine höhere Belastung durch Außentemperatur und Solarstrahlung bedeutet. Die Folge ist eine stärkere Schwankung der Temperatur innerhalb dieser Zone.

Die Ergebnisse der Simulation, die in der Abb. 7-31 zu sehen sind, zeigen die deutliche Verbesserung der Raumtemperaturverhältnisse. Vor allem in den Heizmonaten wurde die Raumtemperatur im Vergleich zu dem Ergebnis der Simulation mit einer statischen Funktion deutlich angehoben. Der Algorithmus griff in die Steuerfunktion dieser Zone ein und veränderte diese während der ersten Heizmonate, sodass ca. ab Betriebsstunde 600 die Raumtemperatur häufig über 22 °C lag. Am Ende des Jahres und somit zu Beginn der Heizperiode, war die Steuerung so angepasst, dass genügend Energie in das Gebäude floss, sodass sich die Raumtemperatur weiterhin im komfortablen Bereich befand. Dieses Ergebnis bestätigt noch einmal die Lernfähigkeit des Algorithmus. Die Tatsache, dass die Anpassung in relativ kurzer Zeit stattfand, ist ein gutes Zeichen für die Effektivität des Korrekturfaktors. Werden die letzten Stunden der Simulation betrachtet, fällt auf, dass die Raumtemperatur für einige Tage nicht in dem gewünschten Bereich lag. Dies hat weniger mit dem Algorithmus zu tun, sondern ist die Erklärung dafür, dass die TABS unter den Wetterbedingungen an ihre Grenzen stießen. Die Pumpen waren in diesen Tagen immer im Einsatz und trotzdem wurde nicht genug Energie geladen. Zur Gewährleistung des Komforts wird in diesem Fall eine größere Fläche der TABS benötigt.

In den Sommermonaten blieb das Ergebnis der Simulation nahezu unverändert. Die statische Funktion schien die Kühlung des Gebäudes sehr gut zu steuern. D.h. in diesem Fall sind die Korrekturfaktoren niedrig gehalten.

In Tabelle 7-2 sind die Kennwerte der Jahressimulation für die Nordwest-Zone dargestellt. Die Häufigkeit der maximalen Fehler zur Regressionsebene ist deutlich höher als die bei der Nord-Zone. Sie liegen bei 32,8 % als höchster Wert für den Fall „Heizen Wochenende“. Diese größeren maximalen Fehler wurden durch die Tatsache verursacht, dass die Steuerfunktion den Algorithmus sehr verändert. Dies bedeutet es gibt eine größere Streuung der Werte. Zu beachten ist, dass im Falle des Kühlens die maximalen Fehler niedriger waren, weil die Steuerfunktion, wie schon erwähnt, nicht so stark verändert wurde. Der maximale Fehler könnte reduziert werden, indem der Algorithmus alte Stichproben nicht mehr in die Regression einbezieht.

Es besteht kein linearer Zusammenhang zwischen mittlerer Außentemperatur, mittlerer Solarstrahlung und mittlerer Raumtemperatur für den Heizbetrieb an Wochenenden. Der Korrelationskoeffizient beträgt 0,01 (Tabelle 7-2). Dieser Wert ist sehr nah an 0. Gemäß der Definition des Korrelationskoeffizienten deutet dieses auf keinen lineareren Zusammenhang zwischen den Werten hin. Letzteres ist auch in der Abb. 7-33 zu entnehmen. Die Regressionsebene zeigt, dass die Außentemperatur fast keinen Einfluss auf den Energiebedarf hat. Würde man von einer konstanten Solarstrahlung ausgehen, läge die Gerade, die den Zusammenhang zwischen Außentemperatur und Energiemenge beschreibt fast parallel zur Achse der Außentemperatur. Dies bedeutet, dass in

diesem Fall der Wert der Außentemperatur nicht relevant ist, denn es wird immer die gleiche Energiemenge benötigt.

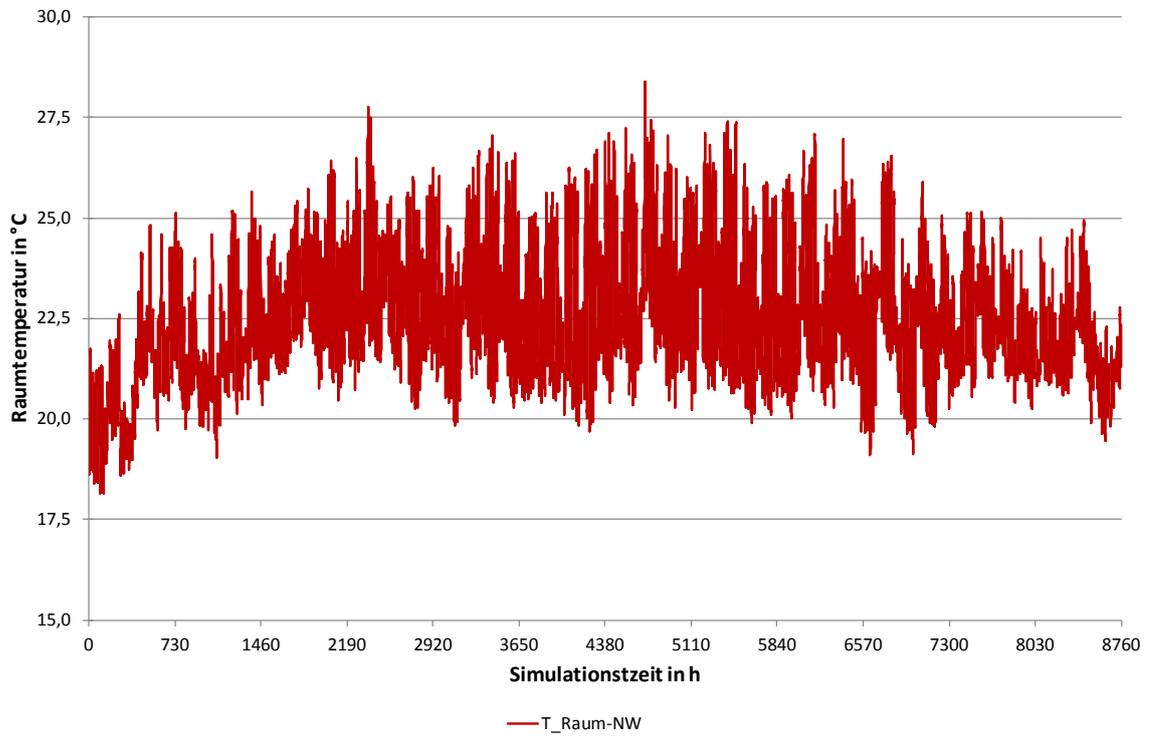


Abb. 7-31: 1. Jahressimulation, Raumtemperaturverlauf in Northwest-Zone (MR)

Tabelle 7-2: Kennwerte der Jahressimulation des 1. Testjahres, Nordwest-Zone

Betriebsweise	Max. Fehler [%]	Korrelationskoeffizient	Bestimmtheitsmaß
Heizen	25,13	-0,87	0,76
Heizen Wochenende	32,8	0,01	0,01
Kühlen	14,27	-0,90	0,82
Kühlen Wochenende	10,4	-0,87	0,76

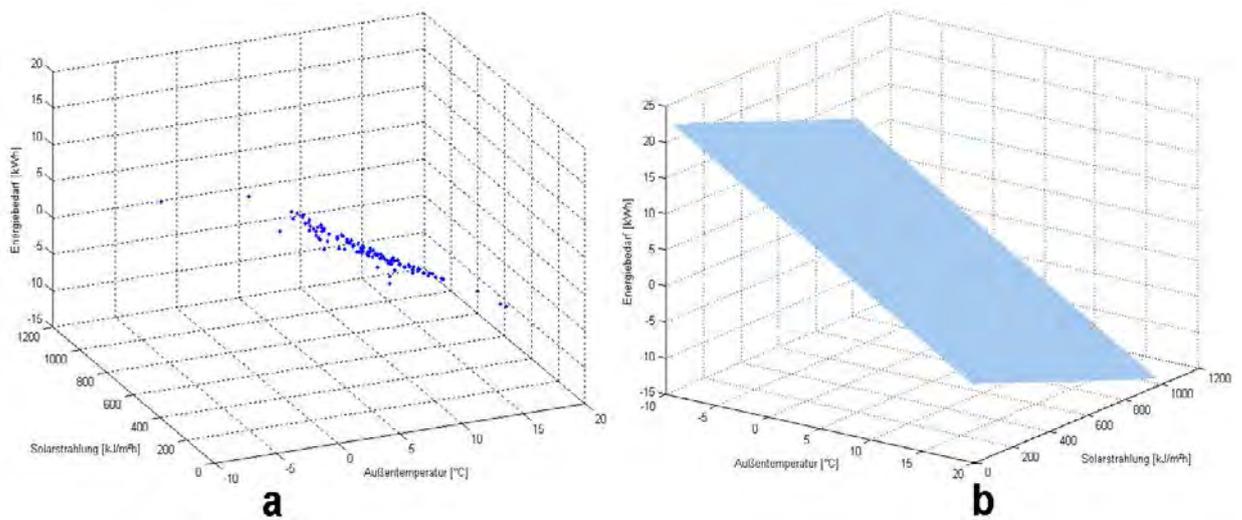


Abb. 7-32: 1. Jahressimulation, Steuerfunktionen Nordwest „Heizen an Arbeitstagen“; Darstellung der Außentemperatur, der Solarstrahlung und des Energiebedarfs (MR)

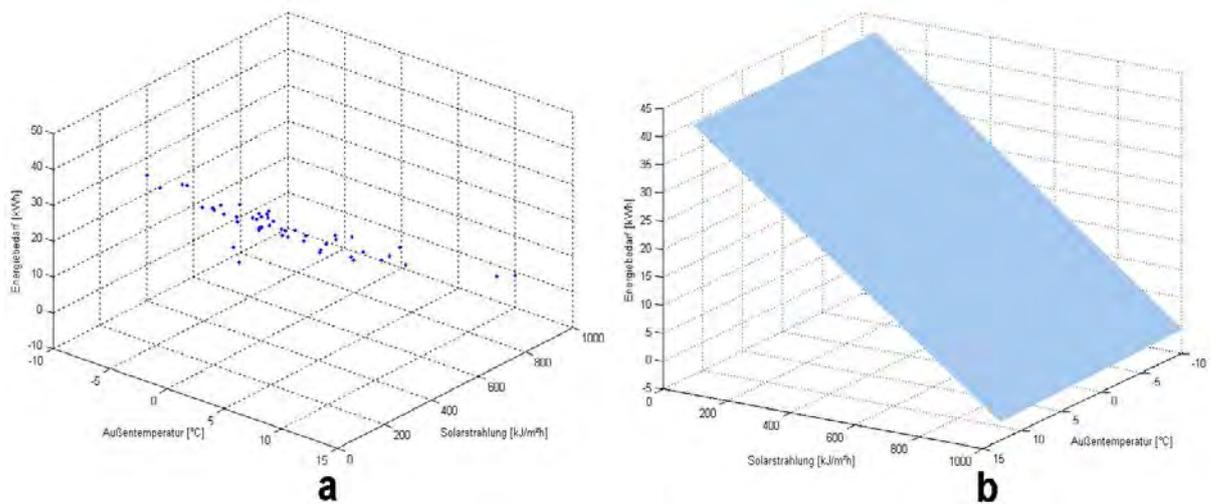


Abb. 7-33: 1. Jahressimulation, Steuerfunktionen Nordwest „Heizen an Wochenenden“; Darstellung der Außentemperatur, der Solarstrahlung und des Energiebedarfs (MR)

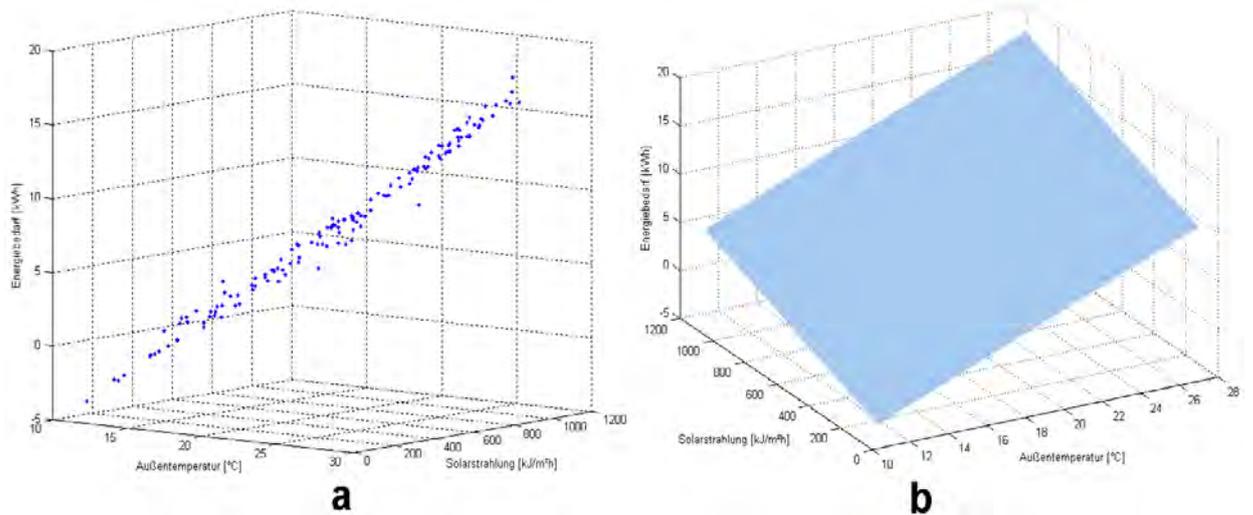


Abb. 7-34: 1. Jahressimulation, Steuerfunktion Nordwest „Kühlen an Arbeitstagen“; Darstellung der Außentemperatur, der Solarstrahlung und des Energiebedarfs (MR)

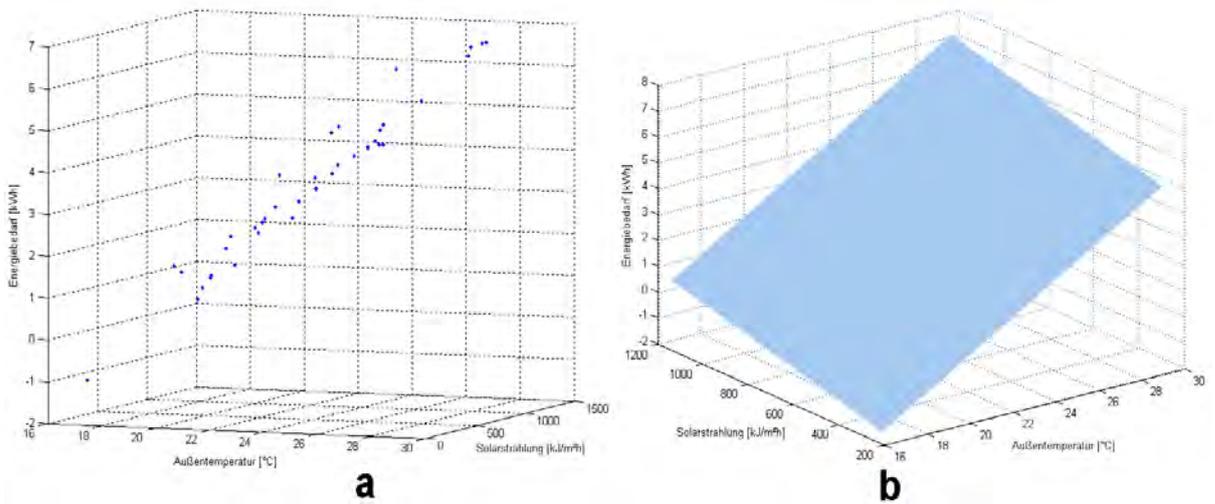


Abb. 7-35: 1. Jahressimulation, Steuerfunktion Nordwest „Kühlen an Wochenenden“; Darstellung der Außentemperatur, der Solarstrahlung und des Energiebedarfs (MR)

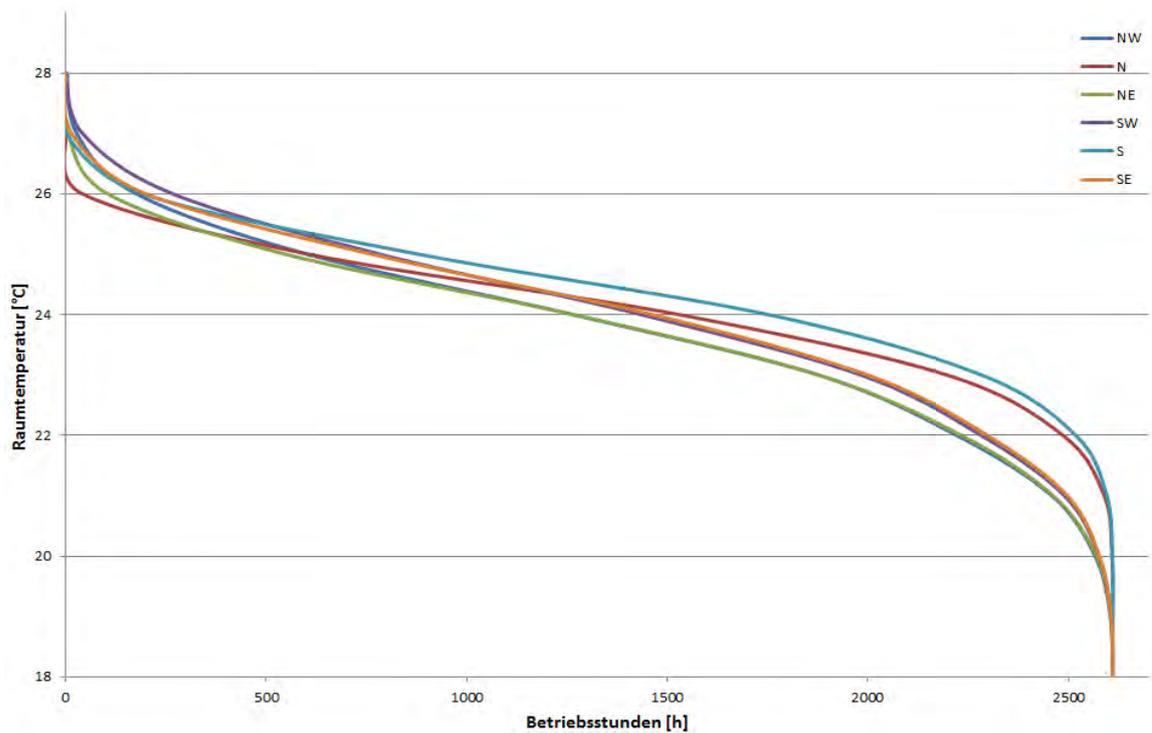


Abb. 7-36: 1. Jahressimulation, Jahresdauerlinie der Raumtemperatur; Darstellung aller Zonen (MR)

7.4.4 Zweite Jahressimulation des Testgebäudes

Zur weiteren Validierung des Algorithmus wurde ein zweites Jahr simuliert. Die Idee war, zu testen, ob nach einem weiteren Jahr eine Steigerung des Selbstlernprozesses bei den Steuerfunktionen stattfindet. Um letztlich eine Steigerung/ Verbesserung des Raumkomforts im Vergleich zum Vorjahr zu erhalten. Aus programmiertechnischen Gründen war es nicht möglich, in TRNSYS in einem zweiten Jahr die gleiche Simulation durchzuführen. Deshalb wurden die Anfangssteuerfunktionen des zweiten Jahres so gewählt, dass sie mit den Endsteuerfunktionen des ersten Jahres übereinstimmen. Weiterhin wurde auf die gleichen Wetterdatensätze aus Stuttgart zurückgegriffen.

Es ist schwierig dem Ergebnis der TRNSYS Simulation zu entnehmen, ob tatsächlich eine Verbesserung der Klimatisierung stattgefunden hat. Aus diesem Grund wird ein Vergleich der Dauerlinien durchgeführt.

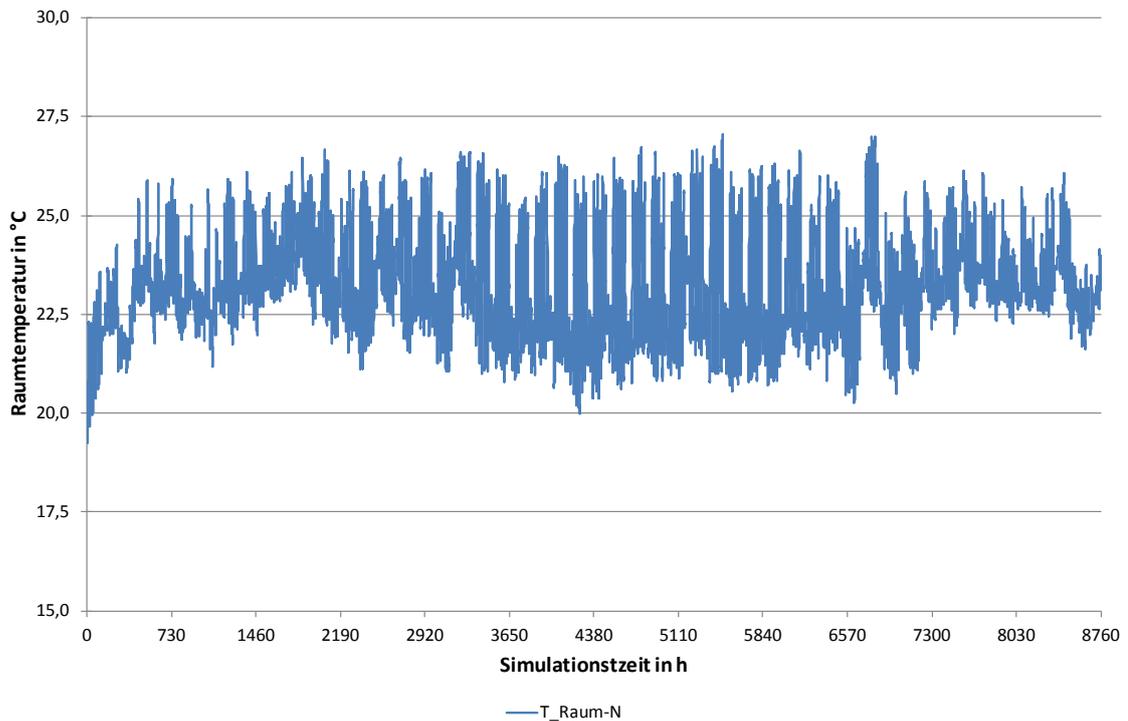


Abb. 7-37: 2. Jahressimulation, Raumtemperaturverlauf in Nord-Zone (MR)

Das Ergebnis der 2. Jahressimulation für die Nord-Zone zeigt im Allgemeinen einen Anstieg der Raumtemperatur über das ganze Jahr hinweg. Letzteres bestätigt der Dauerlinienvergleich (Abb. 7-38). Im Kühlfall verdreifachte sich die Anzahl der Stunden mit Temperaturen zwischen 26 °C und 27 °C, während im Heizfall eine Abnahme der Stunden mit Raumtemperaturen unter 22 °C stattgefunden hat. Raumtemperaturen über 27 °C und unter 21 °C sind nicht vertreten.

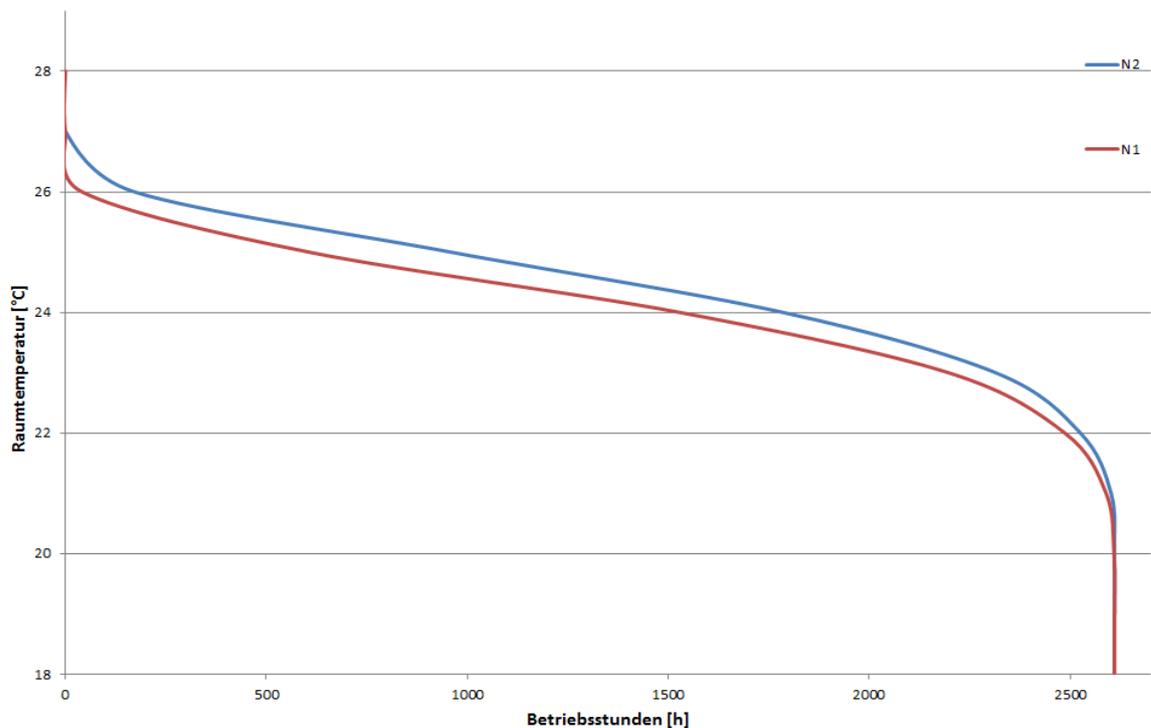


Abb. 7-38: 2. Jahressimulation, Jahresdauerlinie der Raumtemperatur; Vergleich Nord-Zone (MR) erstes Jahr (N1) – zweites Jahr (N2)

In der Zone Nordwest zeichnet sich eine größere Verbesserung im Vergleich zum Vorjahr ab als in der Zone Nord. Das Verhalten im Kühlfall ist fast so geblieben wie im ersten Jahr, jedoch mit einem leichten Anstieg der Betriebsstunden für Raumtemperaturen über 26 °C.

Im Heizfall wurde erreicht die Betriebsstunden mit Raumtemperaturen unter 22 °C zu reduzieren. Jedoch ist in diesem Fall das Verbesserungspotenzial eingeschränkt. Es wurde schon erwähnt, dass die TABS in diesen Zonen wegen fehlender Fläche an ihre Grenzen kommen um das Gebäude ausreichend beheizen zu können. Insbesondere, wenn die Wetterbedingungen so sind wie am Anfang und Ende des Jahres. Deshalb sehen wir in der Abb. 7-39, dass die Raumtemperaturen fast den ganzen Tag unter 22 °C liegen.

Als Fazit der Simulation des zweiten Jahres lässt sich formulieren, dass eine leichte Verbesserung im Heizfall stattgefunden hat. Die Multiple Regression hat für den Heizfall richtig funktioniert indem sie die Steuerfunktionen etwas angehoben hat, um dem Gebäude mehr Energie zuzuführen als im ersten Jahr. Allerdings entstand gleichzeitig eine leichte Verschlechterung im Kühlfall. Diese Verschlechterung fiel bei der Nord-Zone etwas deutlicher aus als bei der Nordwest-Zone, während die Verbesserung im Heizfall für beide Zonen fast gleich gewesen ist.

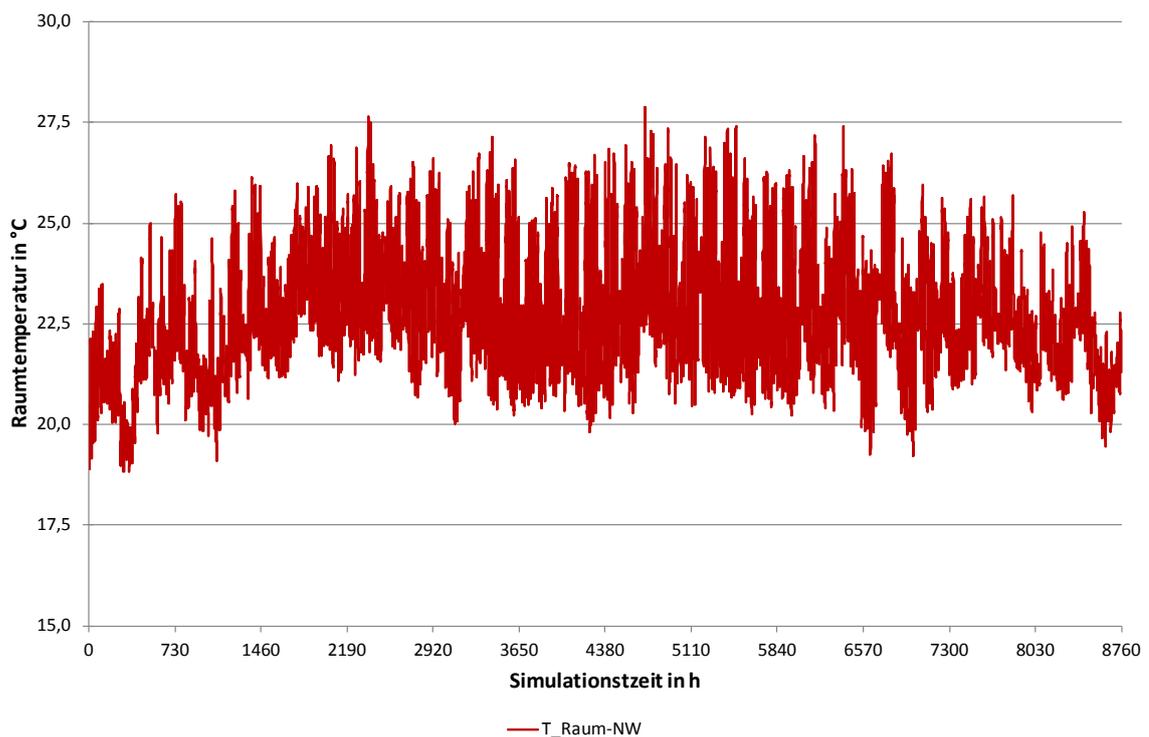


Abb. 7-39: 2. Jahressimulation, Raumtemperaturverlauf in Nordwest-Zone (MR)

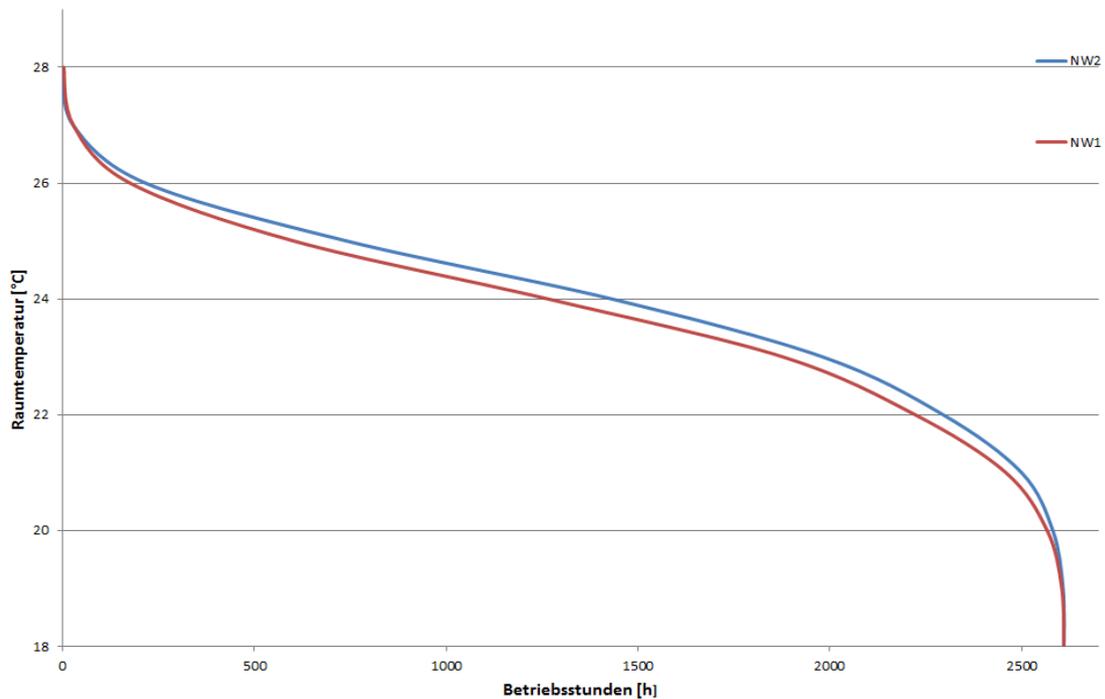


Abb. 7-40: 2. Jahressimulation, Jahresdauerlinie der Raumtemperatur; Vergleich Nordwest-Zone (MR) erstes Jahr (NW1) – zweites Jahr (NW2)

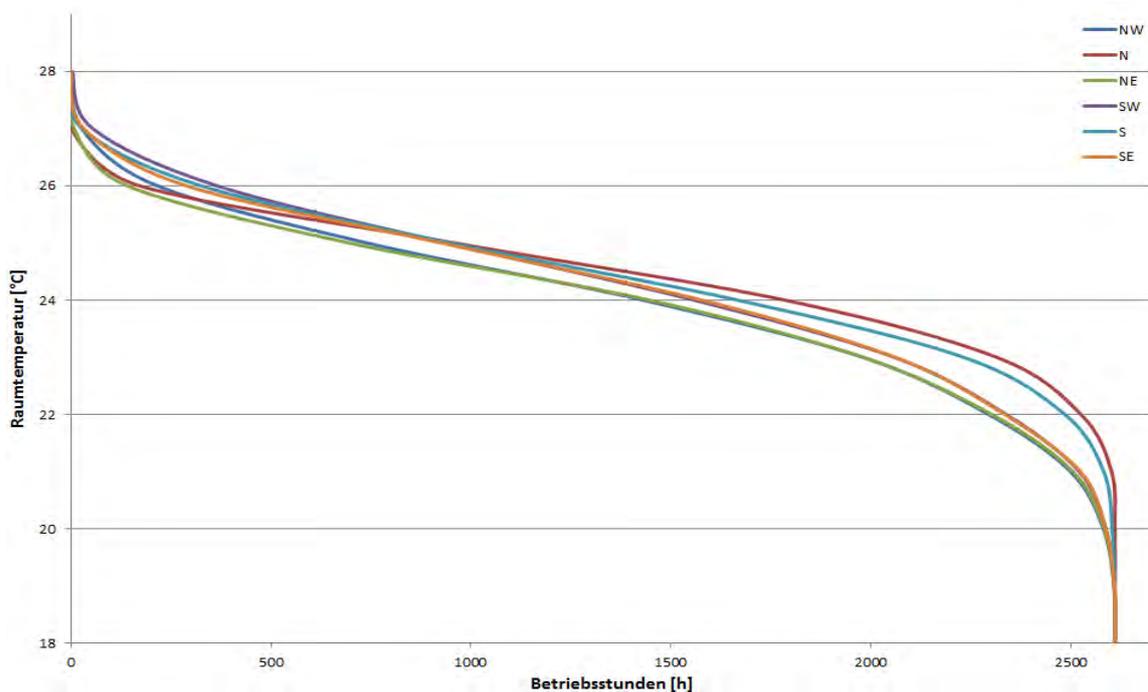


Abb. 7-41: 2. Jahressimulation, Jahresdauerlinien der Raumtemperatur (MR)

7.4.5 Jahressimulation mit Änderung der inneren Lasten

Die Idee einen lernfähigen Algorithmus zu entwickeln, war auch, dass er sich von selbst an Veränderungen im Gebäude anpassen kann. Diese Veränderungen werden in der Regel Änderungen der inneren Lasten sein. Die Personenraumbelegung oder auch eine Änderung in der Anzahl der

Computer sind als Beispiele zu nennen. In diesem Teil der Arbeit werden die Ergebnisse der Simulation mit Änderungen der Raumbelegung diskutiert, um festzustellen, ob die Multiple Regression in der Lage ist, solche Veränderungen zu erfassen und die Steuerfunktion schnell genug anzupassen, sodass die Raumtemperatur wieder zwischen 26 °C und 22 °C liegt.

Es wurden drei verschiedene Möglichkeiten getestet. Ab der Stunde 5000, also ca. Mitte Juli wurde die Raumbelegung der Nord-Zone reduziert. D.h., die durch die Personen angefallenen Wärmegewinne entfallen. Jede Person im Raum bedeutet eine Leistung von 150 W. Simuliert wurde erstmals mit einer Person weniger, was ab der Stunde 5000 nur noch eine Personenzahl von drei in der Nord-Zone bedeutet. Dann wurde mit zwei Personen getestet und zum Schluss verließen alle vier Personen den Raum damit das Verhalten mit einem leeren Raum simuliert werden konnte. Die Darstellung des Ergebnisses erfolgt wie üblich mit der TRNSYS Simulation Engine. Zusätzlich ist eine Dauerlinie nur mit den Betriebsstunden ab Stunde 5000 dargestellt.

Die Änderung von vier auf drei Personen im Raum war für die Raumtemperatur relativ unkritisch. Aus der Abb. 7-42 ist zu entnehmen, dass die Steuerung der Zone ab Stunde 5000 noch funktionierte. Die Raumtemperaturen stiegen kaum über 26 °C und sanken kaum unter 22 °C. Dies zeigt auch die grüne Dauerlinie in der Abb. 7-45. Es sind ungefähr 70 Betriebsstunden, in denen die Raumtemperatur 22 °C unterschreitet.

Als zweiter Schritt erfolgte ab Stunde 5000 die Simulation mit zwei Personen. Der Absturz der Raumtemperatur ist in diesem Fall deutlicher zu sehen. (Abb. 7-43). Es wurde bis ca. Stunde 6300 zu viel gekühlt, und danach zu wenig geheizt. Daraus lässt sich schließen, dass der Verlust von zwei Personen im Raum von der Steuerung nicht schnell genug zu bewältigen war. Aus der roten Dauerlinie in der Abb. 7-45 ist zu entnehmen, dass die Raumtemperatur etwa ein Drittel der Zeit unter 22 °C lag. Letzteres lässt daher vermuten, dass eine Änderung von vier auf null Personen überhaupt nicht zulässig sein kann.

Abb. 7-44 zeigt die Ergebnisse der letzten Simulation mit einem leeren Raum. Die Steuerfunktionen schafften es nicht mehr, die Raumtemperatur im gewünschten Bereich zu halten, abgesehen von einigen Spitzen, die noch in diesem Bereich lagen. Das waren aber die Wochenenden, an denen die Raumbelegung ohnehin keine Rolle gespielt hat. Auffallend war auch, dass die tiefste Temperatur in einer Woche immer größer wurde und somit die Multiple Regression versuchte die Steuerfunktionen anzupassen. Dieses erfolgte aber nicht schnell genug, um den Komfort bis zum Ende des Jahres gewährleisten zu können.

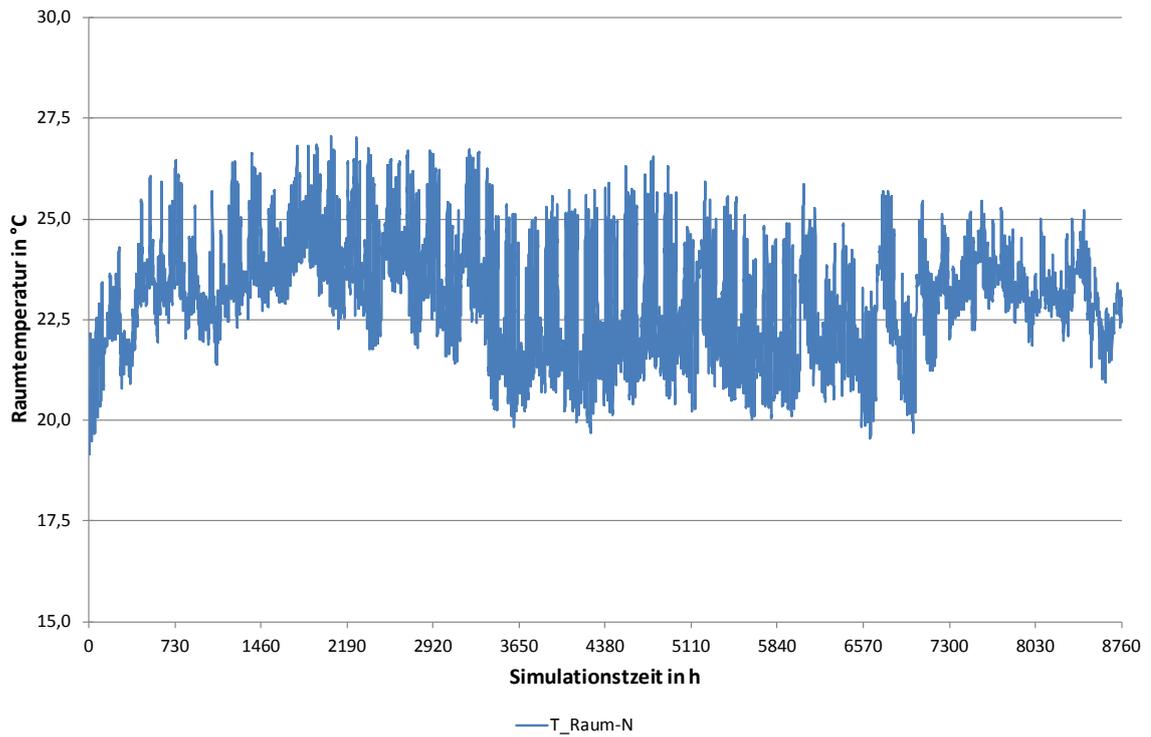


Abb. 7-42: Jahressimulation mit Änderung der Lastsituation, Reduzierung der Personenbelegung von 4 auf 3 Personen, Nord-Zone (MR)

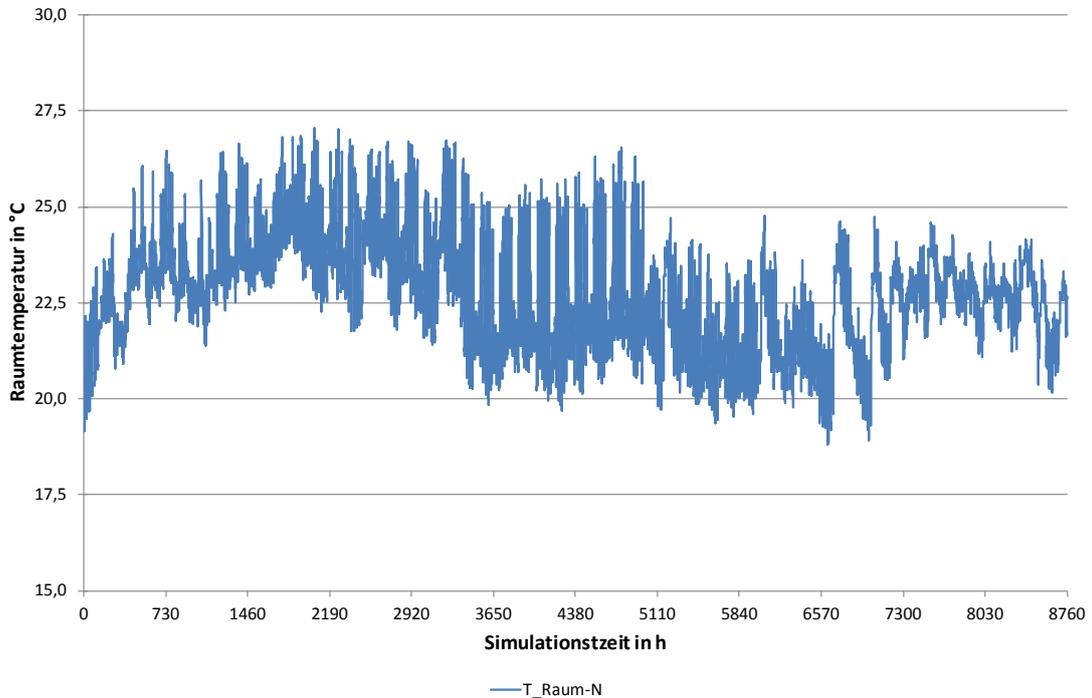


Abb. 7-43: Jahressimulation mit Änderung der Lastsituation, Reduzierung der Personenbelegung von 4 auf 2 Personen, Nord-Zone (MR)

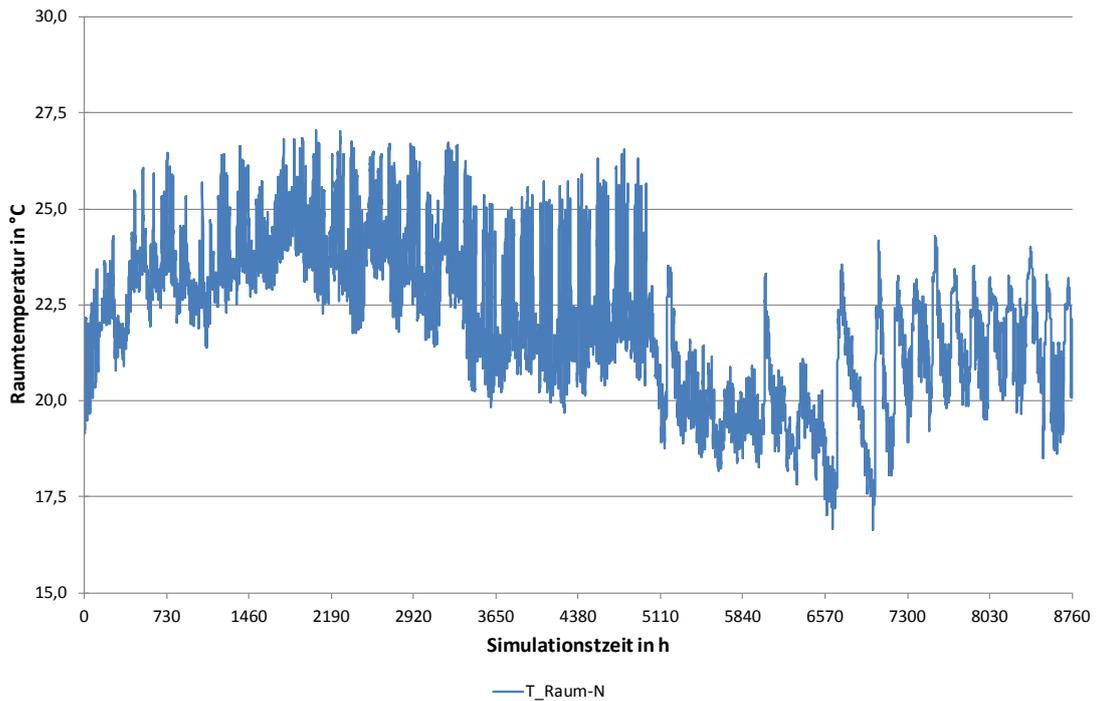


Abb. 7-44: Jahressimulation mit Änderung der Lastsituation, Reduzierung der Personenbelegung von 4 auf 0 Personen, Nord-Zone (MR)

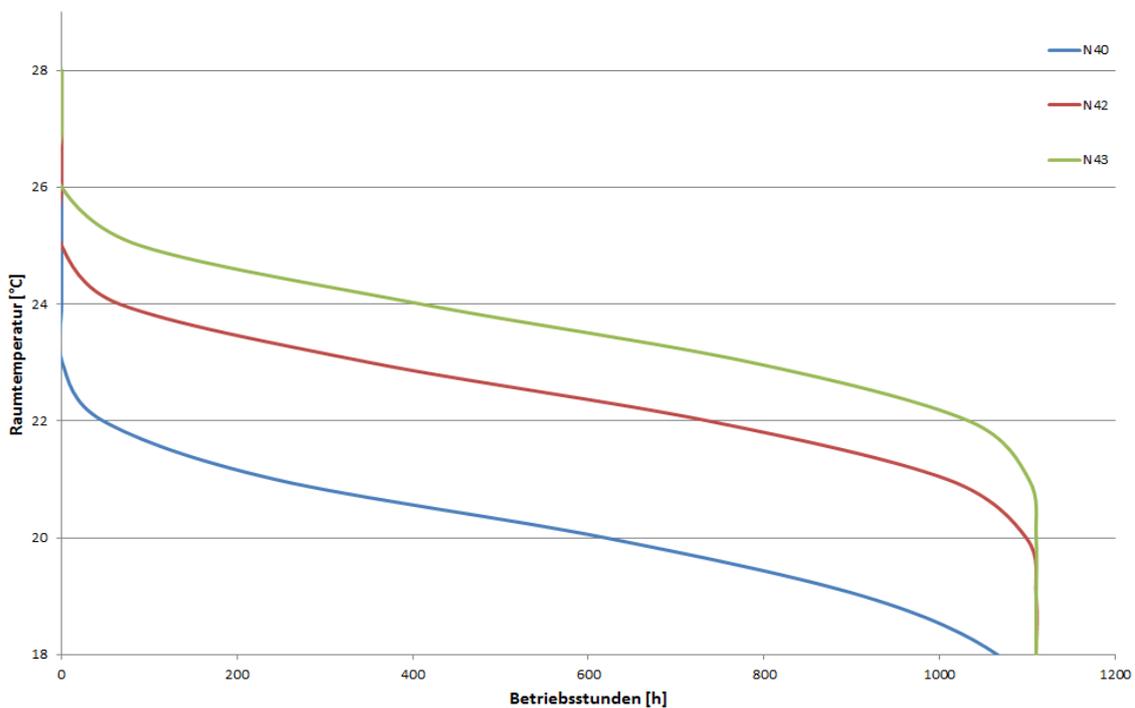


Abb. 7-45: Jahressimulation mit Änderung der Lastsituation, Jahresdauerlinien der Raumtemperatur (MR) Reduzierung der Belegung von 4 auf 0 (N40), auf 2 (N42) und auf 3 (N43) Personen

7.4.6 Jahressimulation mit Änderung des Standortes/ äußeren Lasten

Eine letzte Simulation des Testgebäudes mit dem Algorithmus auf Basis von Multipler Regression erfolgte indem der Standort geändert wurde. Der gewählte Wetterdatensatz war IT-Bologna-161400.tm2. Bologna hat auf Grund seiner geographischen Lage ein wärmeres Klima mit höherer Solarstrahlung als Stuttgart. Deshalb ist zu erwarten, dass die Temperaturen im Gebäude etwas

höher sind. Trotzdem sollte die Multiple Regression dieses erkennen und dementsprechend reagieren. Es wird im Winter weniger Energie benötigt, um einen Raum zu heizen und mehr im Sommer, um den Raum zu kühlen. Begonnen wurde mit den gleichen Steuerfunktionen wie bei der Simulation mit den Wetterdaten des Standorts Stuttgart.

Abb. 7-46 zeigt die Ergebnisse der Simulation am neuen Standort für die Nord-Zone. Wie erwartet traten im Vergleich zu dem Wetter in Stuttgart häufiger Temperaturen über 26 °C auf. Allerdings wurde auch deutlich, dass die Raumtemperaturen im Sommer nicht wesentlich höher waren als die in Stuttgart, obwohl die Außentemperatur doch viel höher war. Letzteres zeigt, dass die Steuerung im Kühlfall gut arbeitet und genügend Energie in das Gebäude fließt. Im Falle des Winters ist auch zu sehen, wie sich am Anfang des Jahres die Steuerfunktionen anpassen, sodass am Ende des Jahres komfortable Raumtemperaturen auftraten.

Im Fall der Nordwest-Zone gab es die gleichen Differenzen wie beim Standort Stuttgart. Diese Zone wird im Vergleich zu den anderen am meisten von den äußeren Lasten beeinflusst. Deshalb sind die Raumtemperaturen etwas höher als in der Nord-Zone. Interessant ist, dass bei dieser Simulation am Ende des Jahres kein Absturz der Raumtemperatur, wie in der Simulation der Standortdaten Stuttgart, erfolgt. Auf Grund der etwas höheren Temperaturen gab es genügend Flächen, um die Zone zu klimatisieren.

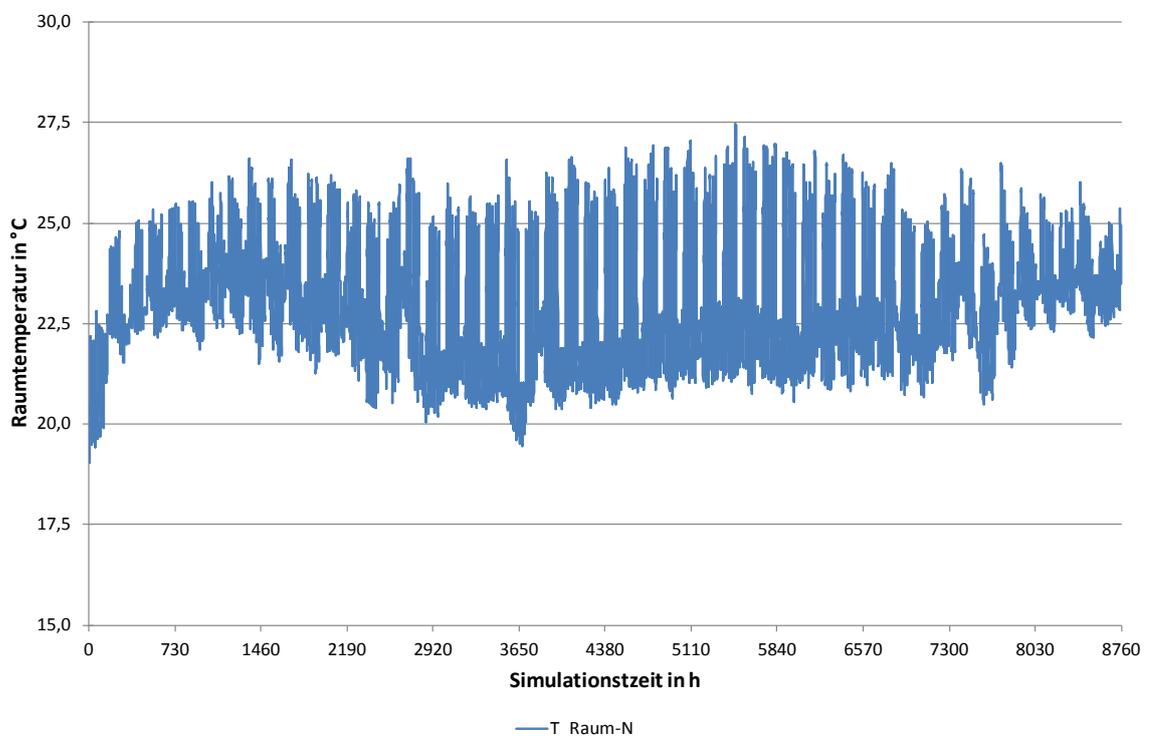


Abb. 7-46: Jahressimulation mit Wetterdaten des Standorts Bologna (Italien), Nord-Zone (MR)

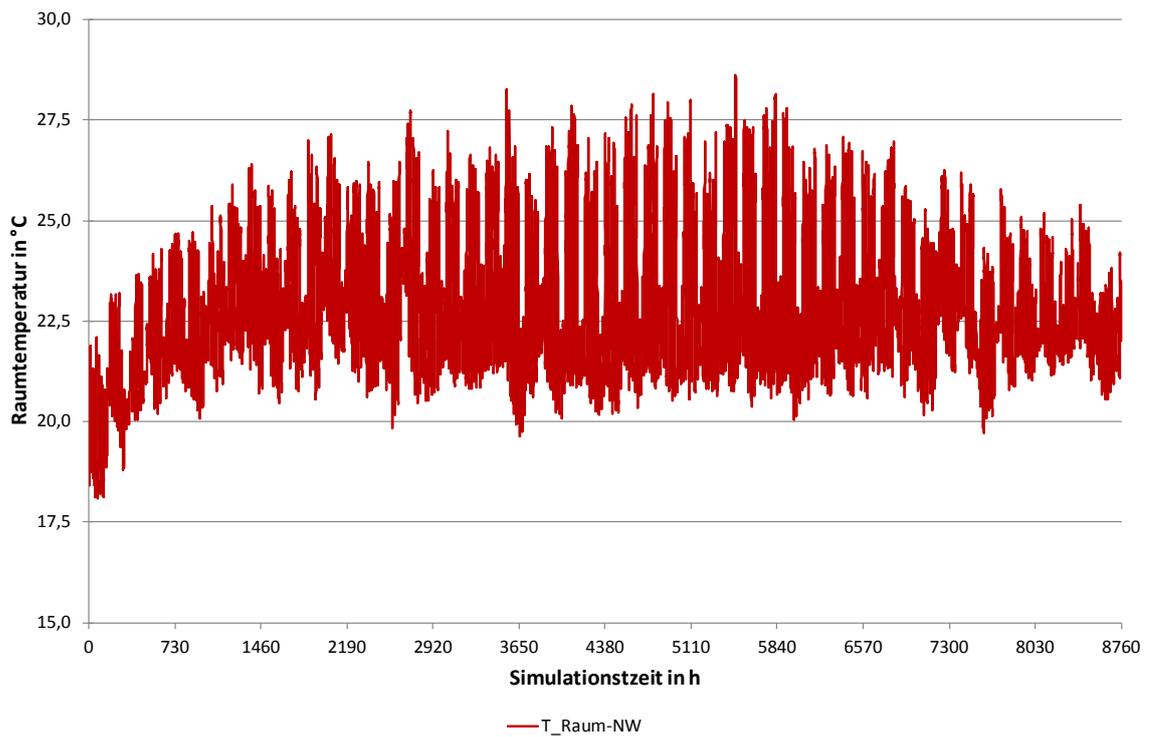


Abb. 7-47: Jahressimulation mit Wetterdaten des Standorts Bologna (Italien), Nordwest-Zone (MR)

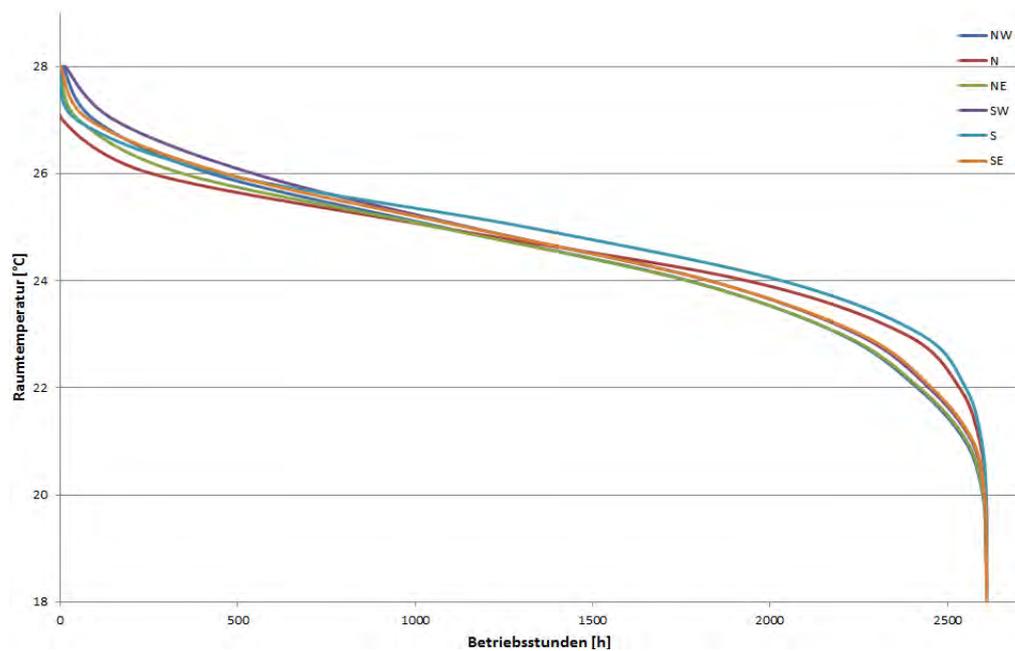


Abb. 7-48: Jahressimulation mit Wetterdaten des Standorts Bologna (Italien), Jahresdauerlinien der Raumtemperatur (MR)

7.5 Entwicklung eines Algorithmus auf Basis von Künstlichen Neuronalen Netzen mit Hilfe der Programme MATLAB und TRNSYS

Der Algorithmus auf Basis von Künstlichen Neuronalen Netzen wurde analog zu dem auf Basis von Multipler Regression entwickelt. Für die Simulation wurde das gleiche Testgebäude benutzt, sowie die gleiche Struktur des Korrekturfaktors. Der Ablauf des Algorithmus ist sehr ähnlich wie bei der Multiplen Regression.

Es wurden wiederum mehrere Jahressimulation in TRNSYS durchgeführt, bei denen die internen Lasten sowie der Standort und äußere Lasten geändert wurden. Es wurde absichtlich auf die Simulation eines zweiten Jahres verzichtet, denn anders als bei der Multiplen Regression wären für die KNN neue Wetterdaten notwendig gewesen. Bei den KNN hätte die Gefahr bestanden, dass das Netz die Zusammenhänge „auswendig“ lernt, dies bedeutet, dass ein Overfitting des Netzes eingetreten wäre.

7.5.1 Netztopologie

Die Festlegung der Netztopologie ist einer der ersten Schritte, um eine Aufgabestellung mit Hilfe der KNN lösen zu können. Dabei ist zu beachten, dass für die KNN viele Variable existieren, die einen Einfluss auf die Ergebnisse der Prognose haben. Alle diese Variablen zu testen ist nahezu unmöglich [MAT2011], [WKN2011].

Für die Wärmelastprognose wurde ein Feedforward-Netz mit zwei Inputs definiert, nämlich die mittlere Außentemperatur und die mittlere Solarstrahlung. Der Output ist selbstverständlich der Energiebedarf für die Kühlung bzw. Heizung mit TABS. Die Inputs und Outputs des neuronalen Netzes entsprechen denen bei der multiplen linearen Regression und werden in Abb. 7-23 dargestellt.

In der versteckten Schicht wurden vier Neuronen mit einer Tangens-Hyperbolicus-Aktivierungsfunktion benutzt. In der Output-Schicht ein Neuron, denn es gibt nur einen Output. Für diese Schicht wurde eine lineare Aktivierungsfunktion eingesetzt. Diese Topologie ist sehr üblich für Approximationsprobleme bzw. Regressionsprobleme [MAT2011].

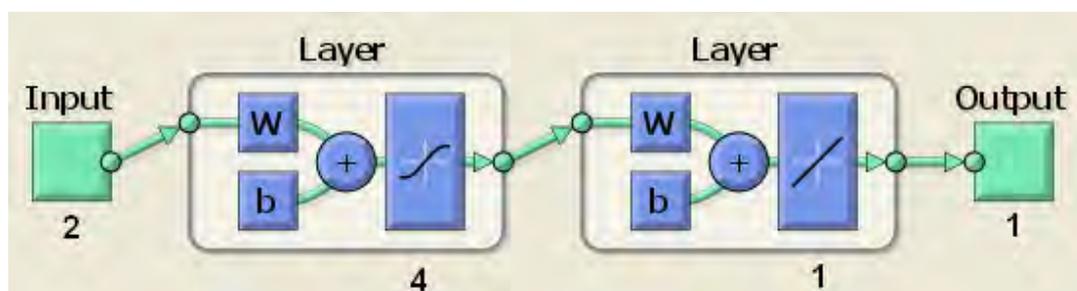


Abb. 7-49: Graphische Darstellung des Netzes

7.5.2 Training des Netzes

Das Netz wurde mit den Wetterdatensätzen aus TRNSYS gespeist. Dabei wurden die Daten in zwei Sätze geteilt, in die für den Winter und die für den Sommer. Für die Targets, d.h. den Energiebedarf, standen leider keine Daten zur Verfügung. Es wurden die Energiebedarfsdaten, die aus der Multiplen Regression berechnet wurden, übernommen. Letzteres stellt eine erste Fehlerquelle dar, denn diese Daten entsprachen keineswegs dem genauen Energiebedarf, der für die Klimatisierung des Gebäudes erforderlich ist.

Es war notwendig, eine Teilung der Daten vorzunehmen, damit der KNN vernünftige Prognosen liefert. Deshalb wurden die Daten in vier Kategorien unterteilt:

- Heizperiode Arbeitstage
- Kühlperiode Arbeitstage
- Heizperiode Wochenende
- Kühlperiode Wochenende

Die Heizperiode wurde so definiert, dass sie die Daten von Anfang Januar bis Mitte April umfasst und auch die von Anfang November bis Ende Dezember. Die Definition der Kühlperiode umfasst die restlichen Daten von Mitte April bis Ende Oktober.

Für ein erstes Training wurden nach dem Zufallsprinzip 25 % der Daten des Netzes ausgewählt. Letzteres war für die Heizperiode und Kühlperiode möglich, denn es standen genug Daten zur Verfügung. Für die beiden Perioden des Wochenendes wurden für das erste Training 80 % benötigt, sonst hätte es für die Prognosen zu wenige Daten gegeben. Dieses erste Training diente als Anfangszustand des Netzes und fand vor dem Simulationsstart statt.

Es werden wiederum drei Datensätze benötigt. Ein Satz ist für das eigentliche Training, ein zweiter für die Validation und ein dritter für einen Test des Netzes. Es war möglich auf den dritten Satz zu verzichten. Der erste Satz beinhaltet für alle drei Kategorien 80 % der Trainingsdaten und für die Validation wurden 20 % der Daten zur Verfügung gestellt [WNN2005].

Das Training erfolgte mit Hilfe der Backpropagation und dem Levenberg-Marquardt-Algorithmus. Dieser Algorithmus von MATLAB wurde vorgezogen und als Standard voreingestellt, denn er ist für das Training ein schneller Algorithmus und verbraucht im Vergleich zu den anderen weniger Rechenressourcen. Weiterhin wurden die Fehler zwischen gewünschtem und tatsächlichem Ausgangswert mit dem „Mean Squared Error“ berechnet.

7.5.3 Algorithmus auf Basis von Künstlichen Neuronalen Netzen

Der Algorithmus auf Basis von KNN wurde analog zu dem auf Basis der Multiplen Regression entwickelt. Aus diesem Grund werden in diesem Abschnitt nur auf die Besonderheiten eingegangen, die diesen Algorithmus betreffen.

Für jede Zone des Testgebäudes gibt es vier Künstliche Neuronale Netze, die die Steuerung der Thermoaktiven Bauteilsysteme vornehmen. Es wird unterschieden zwischen Heizperiode und

Kühlperiode, genauso wie zwischen Arbeitstag und Wochenende. Dieses hat zur Folge, dass die Steuerung des ganzen Gebäudes mit 24 Künstlichen Neuronalen Netzen stattfindet. Dies bedeutet, dass vier Künstliche Neuronale Netze für jede einzelne der sechs Zonen bestehen. Jede Zone wurde dementsprechend einzeln betrieben, was genauso wichtig war wie bei der Multiplen Regression, denn die Zonen haben immer noch verschiedene Wärmelasten, die zu bewältigen sind.

Nach jedem beendeten Tag fand eine Auswertung des Gebäudeverhaltens statt. Auf Datenbasis der Raumtemperaturverläufe wurde entschieden, ob genug Energie im Gebäude gespeichert war. War das nicht der Fall wurden mit dem Korrekturfaktor die Eingangsgrößen verändert um den Energiebedarf mit ausreichender Beladung zu decken. Diese neue Kombination von Inputs und Targets wurde gespeichert, was ein tägliches Anwachsen der Datensätze für das Training des Netzes zur Folge hatte.

Die Netze wurden jeden Tag um 01:00 Uhr mit den neuen Datensätzen modifiziert. Der Trainingsvorgang verlief in der gleichen Weise wie im vorherigen Abschnitt erklärt, wobei sich der einzige Unterschied aus dem bereits erwähnten täglichen Anwachsen der Datensätze ergab. Aus diesem Grund wurde das Verhalten des Netzes verbessert. Eine Analogie zur Multiplen Regression wurde in diesem Fall geschaffen. Bei dieser wächst der Index unserer OLS-Schätzung auch jeden Tag an. Zu beachten ist, dass im Fall der Künstlichen Neuronalen Netzen das Training nur mit 25 % aller zur Verfügung stehenden Daten stattfanden.

7.5.4 Erste Jahressimulation des Testgebäudes

Die Ergebnisse der Simulation des Testgebäudes über ein ganzes Jahr, sowie die Darstellung der Raumtemperaturverteilung in Form von Dauerlinien werden in diesem Teil der Arbeit vorgestellt. Es werden die Ergebnisse der Nord-Zone und Nordwest-Zone diskutiert, denn diese Zonen können als repräsentativ für die anderen angesehen werden. Die Simulation erfolgte wiederum mit dem Wetterdatensatz eines Testreferenzjahres von Stuttgart.

Abb. 7-50 zeigt das Jahresergebnis der Simulation für die Nord-Zone. Im Vergleich zu dem Ergebnis der Multiplen Regression ist anzumerken, dass die Raumtemperaturen in diesem Fall etwas höher waren. Allerdings ist zu erkennen, dass sich der Algorithmus gut anpassen kann. Die Raumtemperatur blieb, bis auf wenige Ausreißer, das ganze Jahr im gewünschten Bereich von 22 °C bis 26 °C. Am Ende des Jahres haben die Künstlichen Neuronalen Netze offensichtlich gelernt und konnten die thermische Behaglichkeit im Raum gewährleisten.

Die rote Dauerlinie in der Abb. 7-51 zeigt einen sehr akzeptablen Verlauf mit wenigen Betriebsstunden mit Temperaturen über 26 °C und genauso wenigen Betriebsstunden mit Temperaturen unter 22 °C.

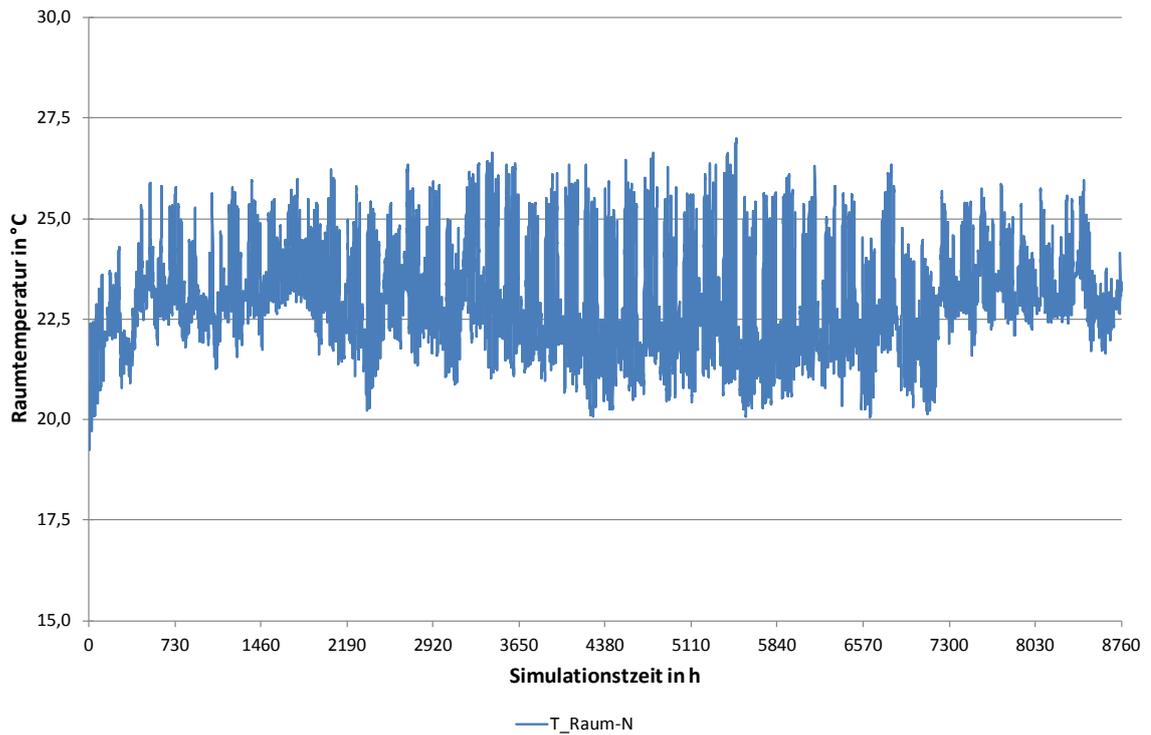


Abb. 7-50: Jahressimulation, Raumtemperaturverlauf in Nord-Zone (KNN)

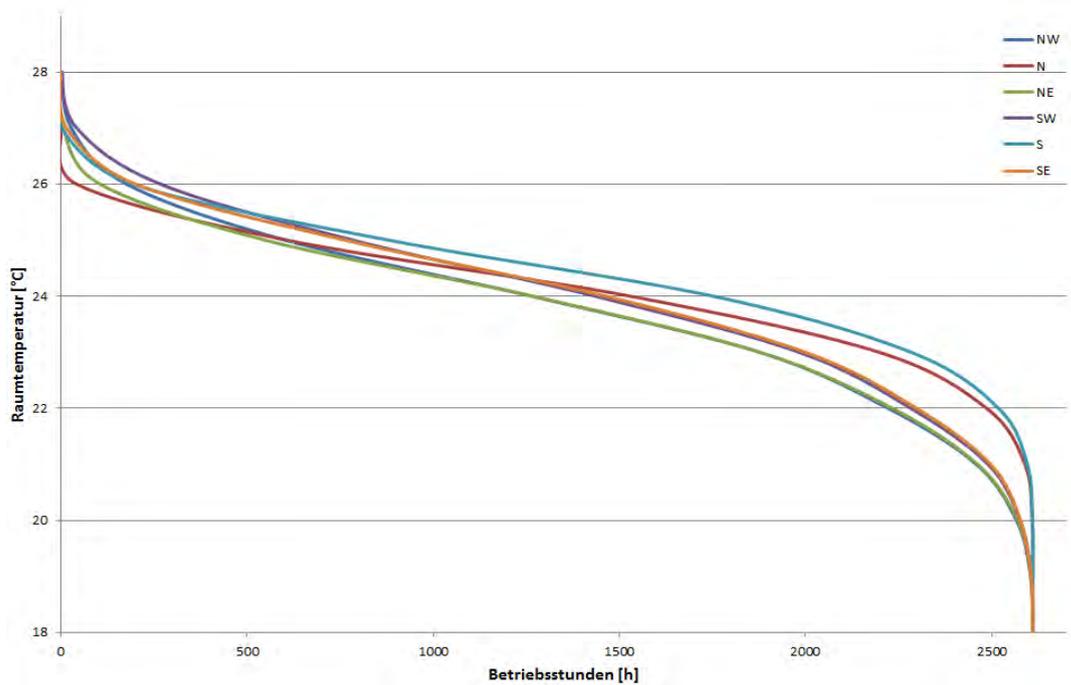


Abb. 7-51: Jahressimulation, Jahresdauerlinie der Raumtemperatur; Darstellung aller Zonen (KNN)

Die Zone im Nordwesten erfährt im Vergleich mit der Nord-Zone deutlich mehr Wärmelasten, denn sie verfügt über ein Fenster mehr. Durch das Fenster wird mehr solare Wärme eingetragen, bzw. mehr Wärmeverloren. Dies muss mit den TABS ausgeglichen werden. Es ist deshalb zu erwarten, dass die Raumtemperaturen in dieser Zone höher liegen als in der Nordzone.

Abb. 7-52 zeigt den Raumtemperaturverlauf über ein ganzes Jahr in der Nordwest-Zone. Im Sommer gab es deutlich mehr Grenzwertüberschreitungen. Weiterhin war es in den letzten Betriebsstunden (ca. ab Stunde 8500) wieder nicht möglich, die Behaglichkeit des Raumes zu gewährleisten. Dies lag wiederum an der Tatsache, dass nicht genügend Fläche für die Klimatisierung mit TABS zur Verfügung stand.

Die Dauerlinie in der Abb. 7-53 lässt erkennen, dass es in dieser Zone schwerer war, die gewünschte Raumtemperatur zu halten. Dieses galt aber genauso im Falle der Multiplen Regression. Es traten ca. 300 Betriebsstunden mit Raumtemperaturen über 26 °C und fast genauso viele mit Temperaturen unter 22 °C auf. D.h. in 20 % der Betriebszeit konnte die Behaglichkeit des Raumes nicht gewährleistet werden.

Wenn in Betracht gezogen wird, dass die Targets der Künstlichen Neuronalen Netzes nicht bekannt waren und weiterhin mit den berechneten Daten der multiplen Regression gearbeitet wurde, sind die Ergebnisse der Simulation mit Künstlichen Neuronalen Netzen befriedigend. Die Raumtemperaturen wurden von dem Künstlichen Neuronalen Netz im Griff gehalten, ohne bedeutsame Überhitzungen bzw. Unterkühlungen der Räume zu bekommen.

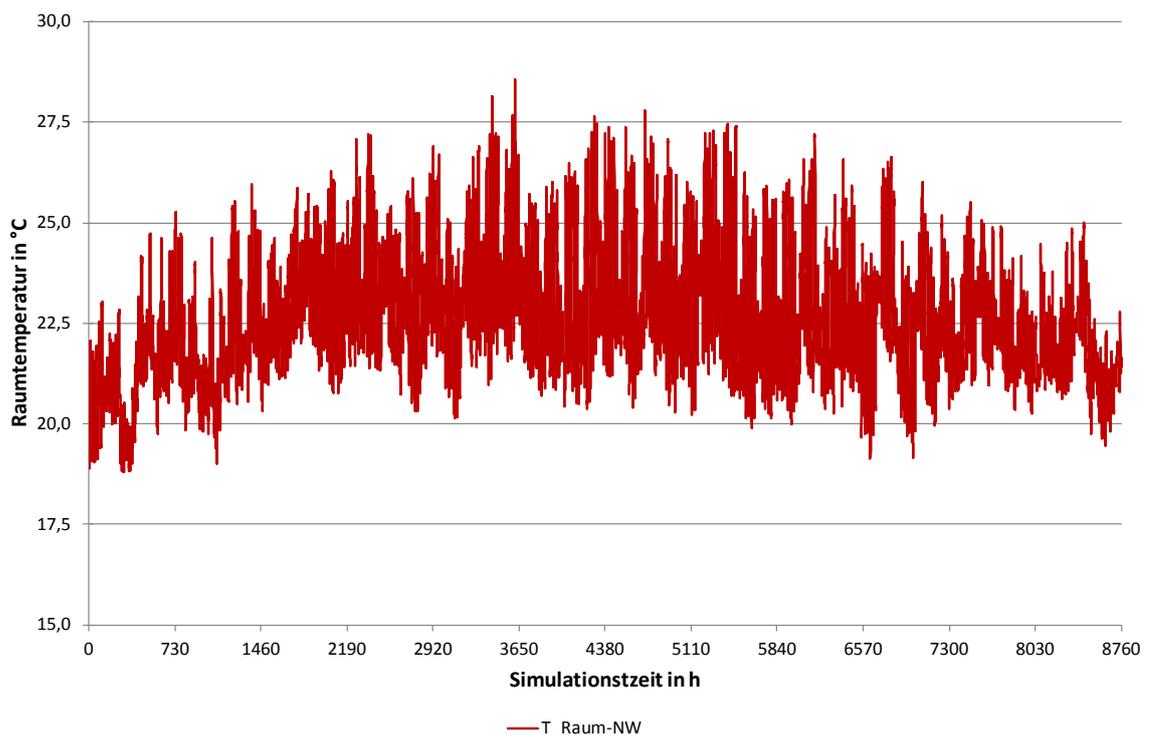


Abb. 7-52: Jahressimulation, Raumtemperaturverlauf in Nordwest-Zone (KNN)

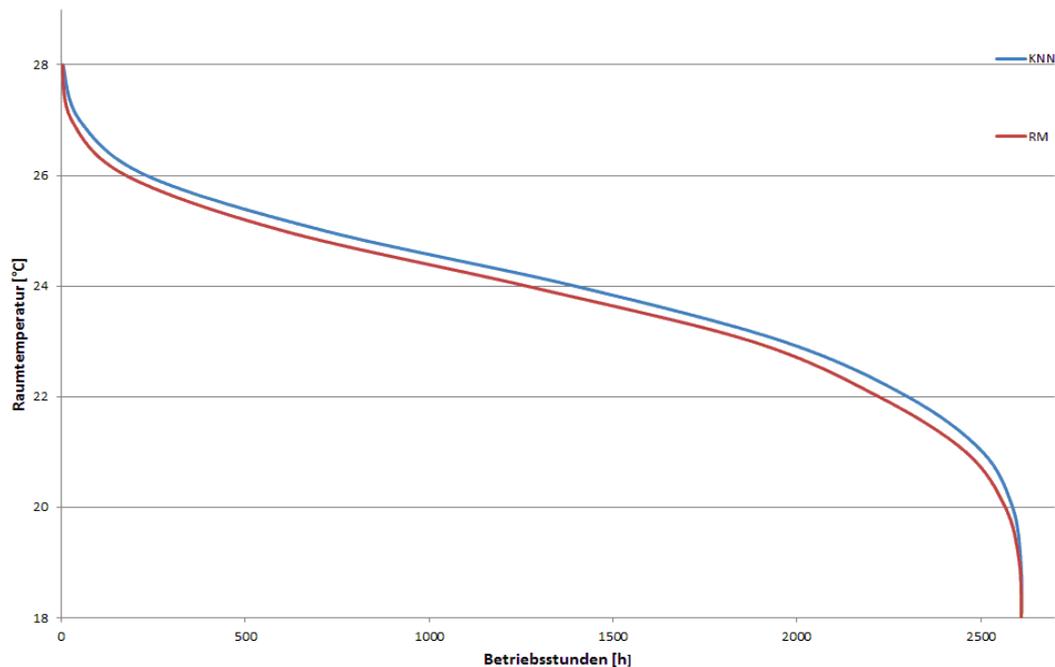


Abb. 7-53: Jahressimulation, Jahresdauerlinie der Raumtemperatur; Darstellung der Nord-west-Zone (KNN)

7.5.5 Jahressimulation mit Änderung der inneren Lasten

Für die Simulation mit Änderung der inneren Lasten wurde wieder die Nord-Zone gewählt. Damit ist ein Vergleich zu dem Ergebnis der Multiplen Regression möglich. Analog zum vorherigen Kapitel wurden drei Szenarien untersucht. Während der Betriebszeiten wurde die Anzahl der Personen im Raum reduziert. Ab der Stunde 5000 erfolgte die Berechnung einmal mit drei statt vier Personen. Die Berechnung im zweiten Versuch erfolgte nur mit zwei Personen im Raum und im dritten und letzten Versuch waren keine Personen im Raum.

Der Effekt der Verringerung der Personenlast im Raum ist bereits deutlich beim Verringern um eine Person zu erkennen. Die Raumtemperaturen sinken im Allgemeinen um ein paar Grad. Allerdings ist es noch möglich, die Temperatur im gewünschten Bereich zu halten, sodass diese Änderung der Wärmelasten unkritisch bleibt. Zwischen der Stunde 5000, in der die Änderung der inneren Lasten stattfand und der Stunde 8760 ist eine leichte Verbesserung der Raumtemperaturen zu sehen. Dieses deutet auf die Lernfähigkeit der Künstlichen Neuronalen Netze hin.

Anders sieht es aus, wenn sich die Anzahl der Personen im Raum ab Stunde 5000 von drei auf zwei reduziert. Für den Algorithmus war es nicht mehr möglich, die Behaglichkeit im Raum zu gewährleisten und die Künstlichen Neuronalen Netze lernen das neue Verhalten des Gebäudes nicht so schnell, sodass die Temperaturen am Ende des Jahres wieder zwischen 22 °C und 26 °C liegen.

Das Ergebnis der Reduzierung von vier auf zwei Personen war nicht zufriedenstellend. Im dritten Versuch mit keinen Personen im Raum war der Algorithmus ebenfalls nicht in der Lage, die Raumtemperatur im gewünschten Bereich zu halten. Letzteres bestätigt das Ergebnis in der Abb. 7-55

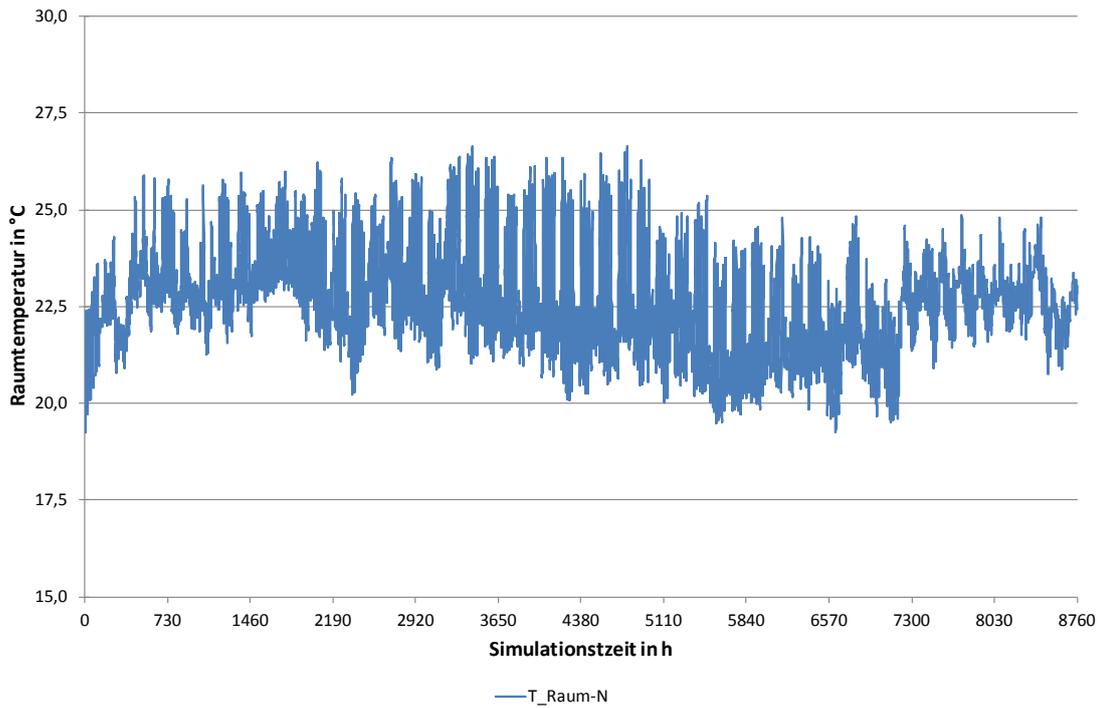


Abb. 7-54: Jahressimulation mit Änderung der Lastsituation, Reduzierung der Personenbelegung von 4 auf 3 Personen, Nord-Zone (KNN)

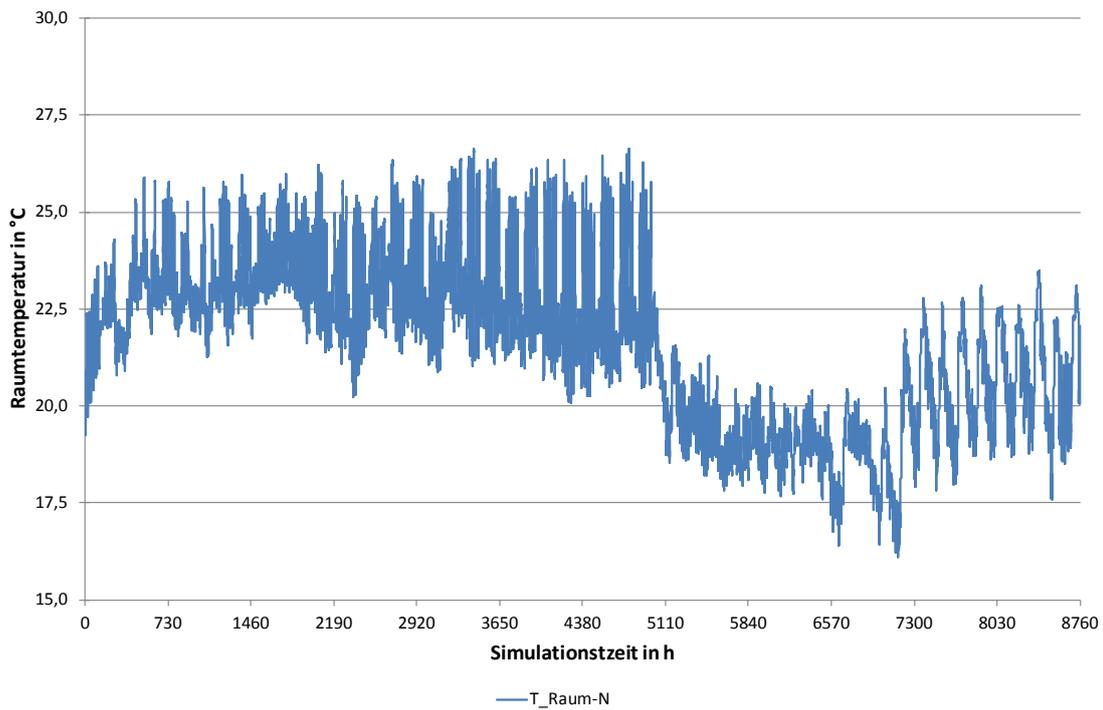


Abb. 7-55: Jahressimulation mit Änderung der Lastsituation, Reduzierung der Personenbelegung von 4 auf 0 Personen, Nord-Zone (KNN)

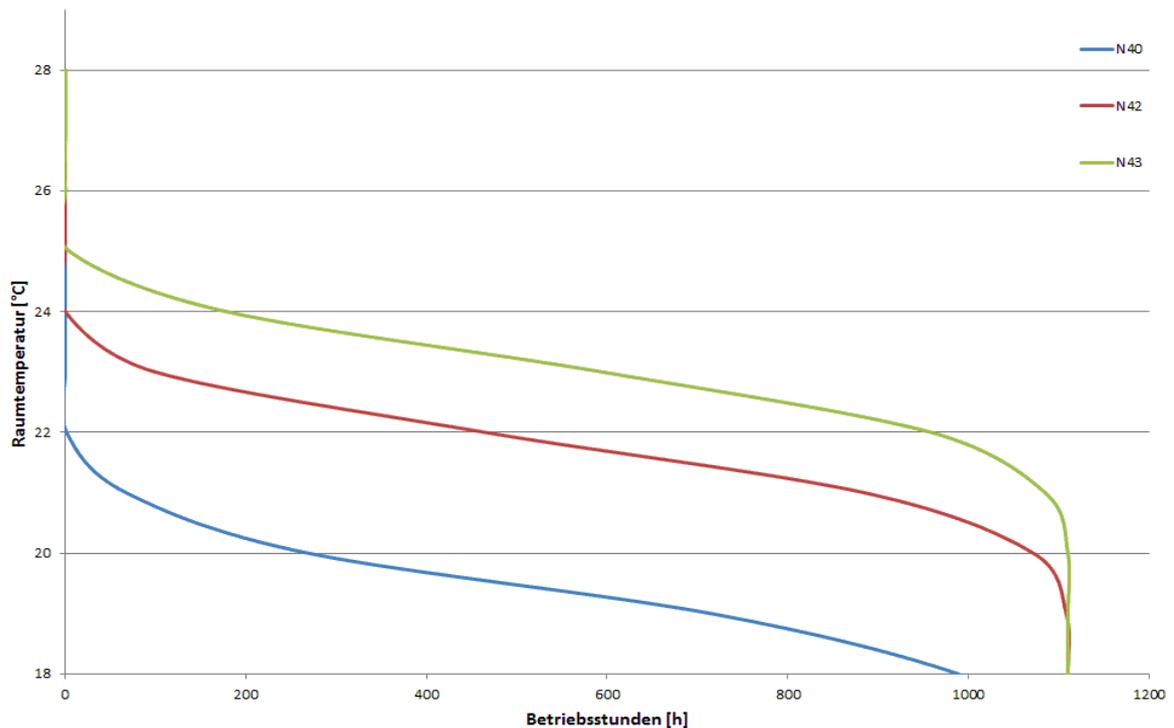


Abb. 7-56: Jahressimulation mit Änderung der Lastsituation, Jahresdauerline der Raumtemperatur (KNN)

7.5.6 Jahressimulation mit Änderung des Standortes/äußeren Lasten

Die Ergebnisse der Simulation mit einem neuen Standort des Gebäudes werden in diesem Teil der Arbeit diskutiert. Ziel ist es herauszubekommen, wie gut der Algorithmus bzw. die Künstlichen Neuronalen Netze auf eine Änderung der Wetterbedingungen reagieren.

Die Simulation der Nord-Zone lieferte zufriedenstellende Ergebnisse, denn wie in der Abb. 7-57 zu sehen ist, wurde die Raumtemperatur schnell in dem gewünschten Bereich gehalten. Die Künstlichen Neuronalen Netze waren nur am Anfang des Jahres nicht in der Lage die Klimatisierung richtig zu bewältigen. Dies liegt daran, dass das Gebäudeklima (Temperatur, Luftfeuchtigkeit) in TRN-SYS mit einem Anfangszustand definiert wurde. Somit liegt zu Beginn eine Einschwingphase vor. Es dauert eine gewisse Zeit bis die Simulation die Klimatisierung richtig darstellt. Interessant ist die Ähnlichkeit des Verlaufs der Raumtemperatur im Sommer mit der bei der Simulation mit den Wetterbedingungen von Stuttgart. Durch dieses Verhalten wird die Anpassungsfähigkeit des Künstlichen Neuronalen Netzes aufgezeigt.

Das Ergebnis der Simulation des neuen Standorts fiel im Vergleich mit der Simulation des Alten Standorts zufriedenstellend aus. Obwohl sich die Wetterbedingungen des Standort Bologna sehr von Stuttgart unterscheiden, wurden die Raumtemperaturen an beiden Standorten nahezu gleich. Im Allgemeinen war es in der Simulation (Abb. 7-58) des Standorts zwar etwas wärmer, aber trotzdem funktionierten die Klimatisierung und die Lernfähigkeit der Künstlichen Neuronalen Netze gut.

Einen besseren Vergleich der Ergebnisse bieten die Abb. 7-59 und Abb. 7-60. Interessant ist der Vergleich in der Abb. 7-60 für die Nordwest-Zone. Hier lieferte der Algorithmus ein besseres Er-

gebnis als die Multiple Regression. Während sich das Verhalten im Kühlfall kaum änderte, ergaben sich im Heizfall weniger Betriebsstunden im Bereich unter 22 °C.

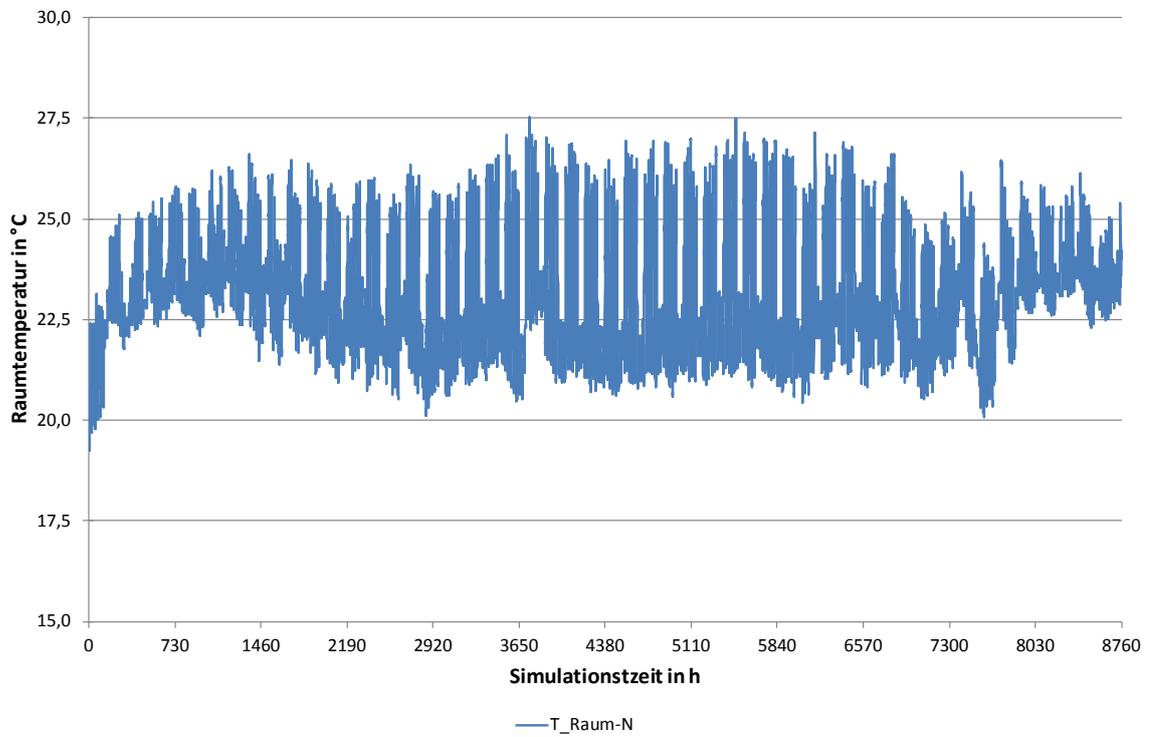


Abb. 7-57: Jahressimulation mit Wetterdaten des Standorts Bologna (Italien), Nord-Zone (KNN)

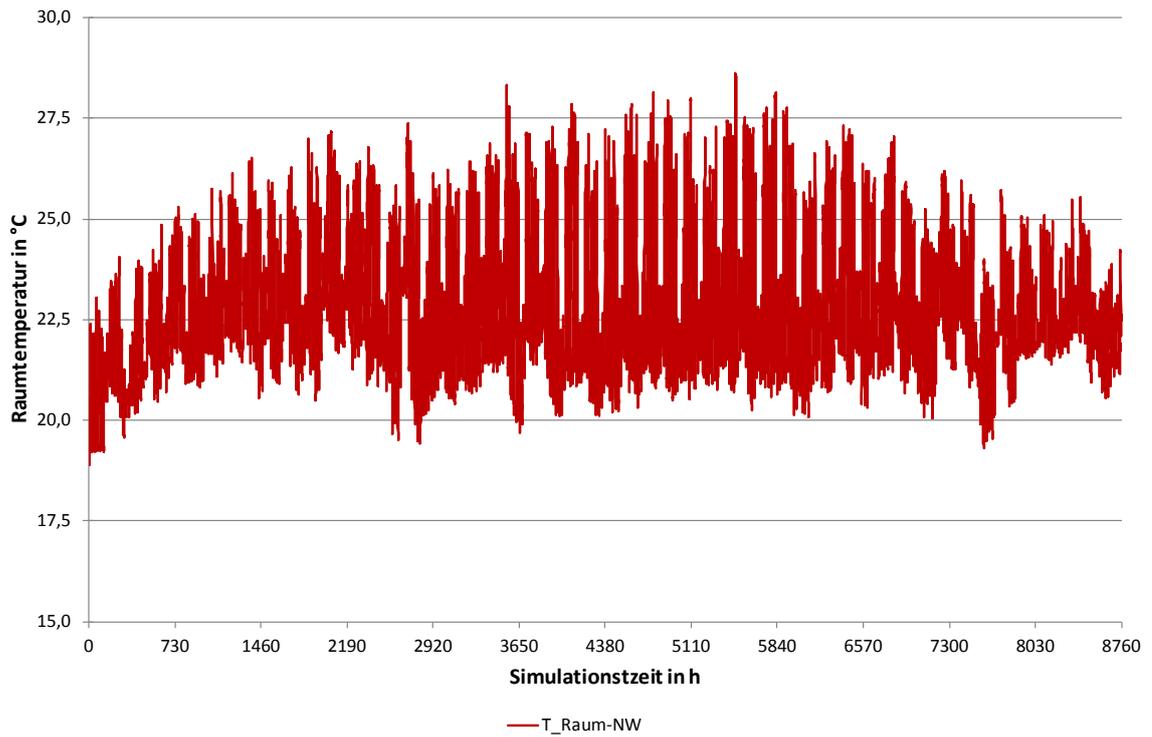


Abb. 7-58: Jahressimulation mit Wetterdaten des Standorts Bologna (Italien), Nordwest-Zone (KNN)

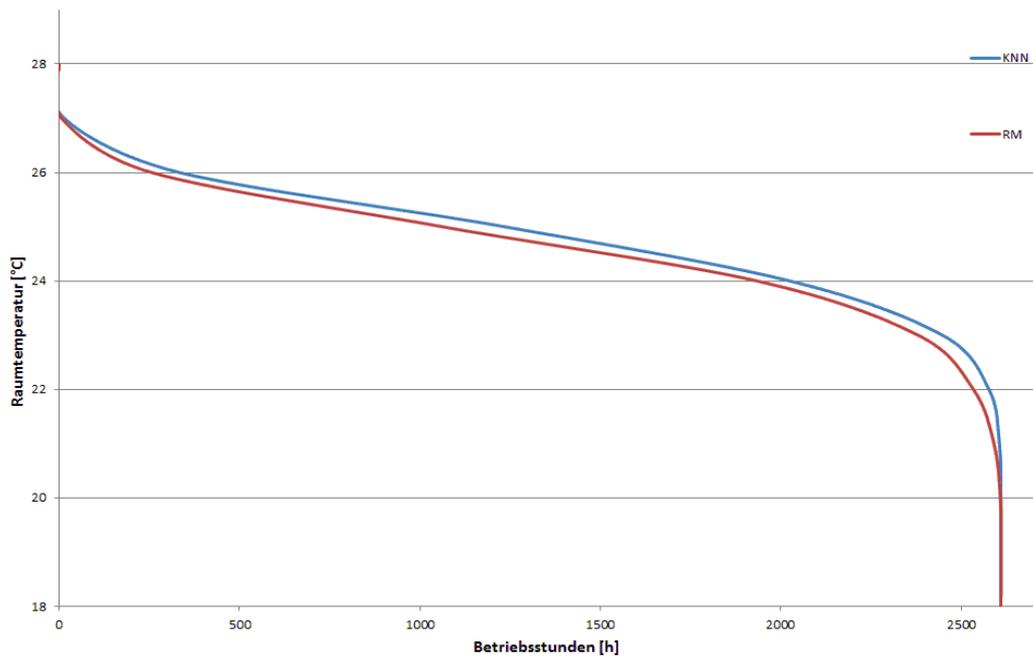


Abb. 7-59: Jahressimulation mit Wetterdaten des Standorts Bologna (Italien), Jahresdauerlinien der Raumtemperatur, Nord-Zone (KNN)

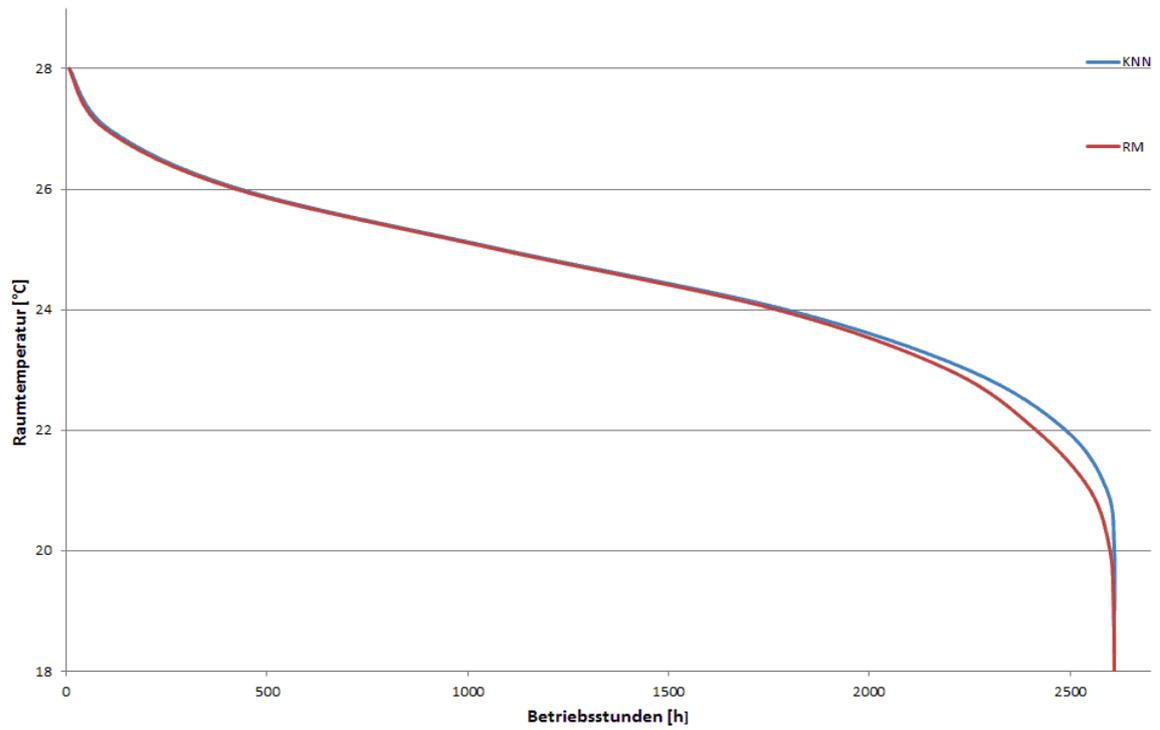


Abb. 7-60: Jahressimulation mit Wetterdaten des Standorts Bologna (Italien), Jahresdauerlinien der Raumtemperatur, Nordwest-Zone (KNN)

8 Anbindung an Gebäudeleittechnik

Erstellt durch: FMSbase.com

8.1 Anbindung der Hardware

Der entwickelte Sensor verfügt über eine MODBUS-Schnittstelle (RS485 2-Draht-Verbindung). Diese Schnittstelle ermöglicht den Zugang zu den empfangenen und bereits aufbereiteten Wetterdaten. Weiterhin kann der Sensor auf den bestimmten Regionalbereich entsprechend den Festlegungen des Wetterdienstes eingestellt werden.

Im Test wurde der Sensor an eine WAGO-SPS angeschlossen.

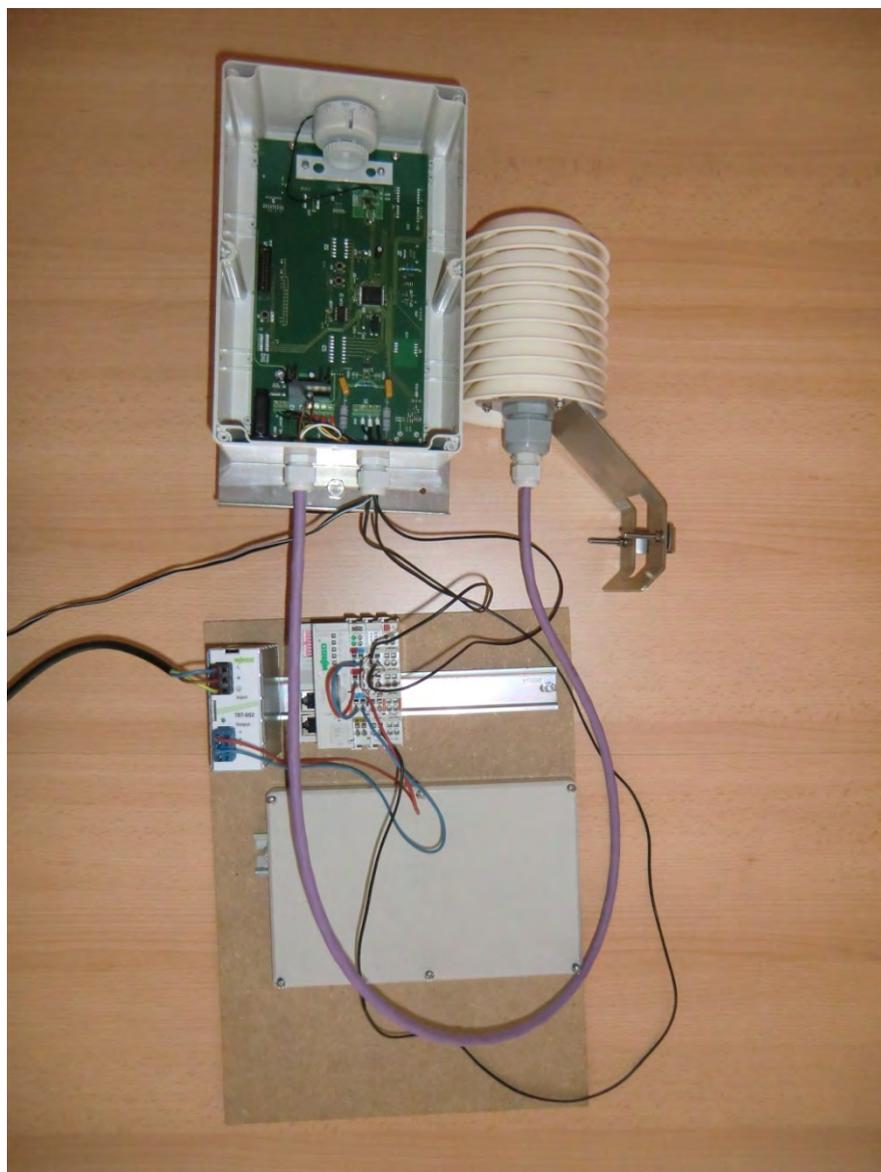


Abb. 8-1: Testaufbau Anschluss Sensor an WAGO-SPS

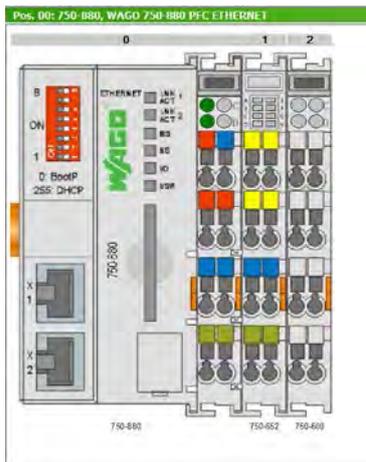


Abb. 8-2: Testaufbau WAGO-SPS - Bestandteile

Für den Test der Kommunikation wurde eine WAGO-SPS mit folgenden Bestandteilen genutzt:

- Pos. 0. WAGO Controller 750-880
- Pos. 1. WAGO Serielle Schnittstelle 750-652
- Pos. 2. WAGO Busendklemme 750-600

Die serielle Schnittstellenkarte wurde entsprechend den Vorgaben des Sensors eingestellt.

- RS 485 - Schnittstelle
- Datenübertragungsrate 19200 Baud
- Parität EVEN
- Anzahl der Datenbits 8
- Anzahl der Stoppbits 1
- Slave Adresse 1
- RTU Mode
- Function Codes: 01, 03, 06 sind umgesetzt.

Für den WAGO-Controller wurde eine Programmierung erstellt, die die Kommunikation mit dem Sensor herstellt und die vorhandenen Daten ausliest. Die Programmierung erfolgt in der CoDeSys 2.3 unter Berücksichtigung der notwendigen Bibliotheken der Firma WAGO.

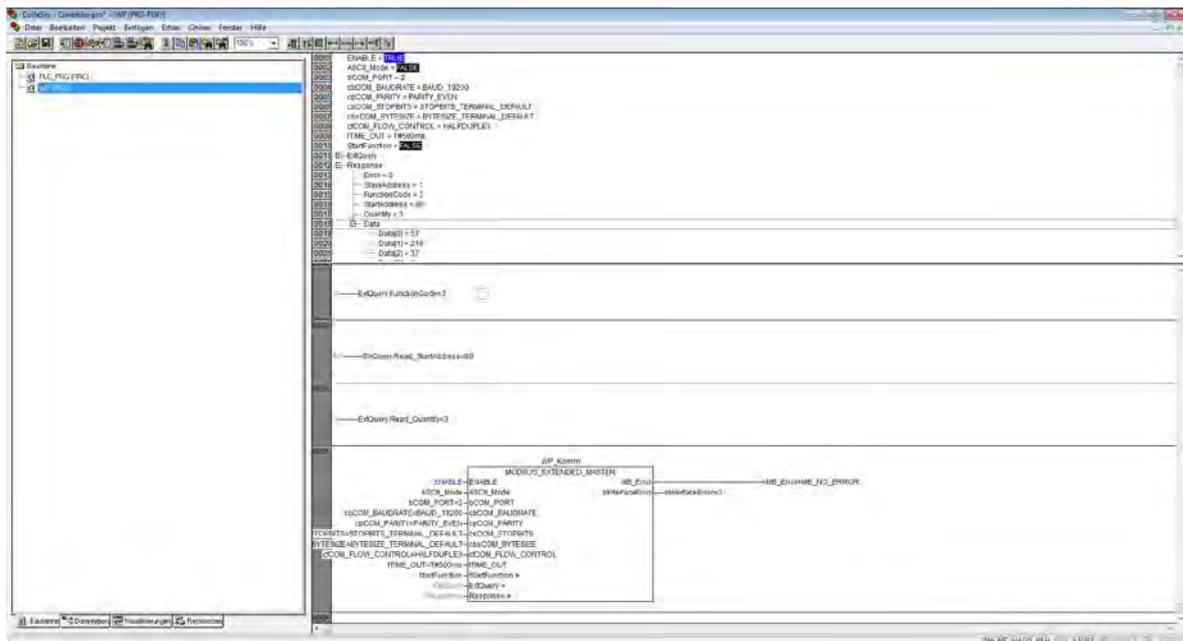


Abb. 8-3: Testprogrammierung WAGO-SPS in CoDeDys 2.3

In der Schnittstelle zur Gebäudeleittechnik (WAGO-SPS) werden die empfangenen Daten einzeln zur Abfrage durch die übergeordnete Automatisierungsebene zur Verfügung gestellt. Der vorhandene Sensor-Prototyp erlaubt den Empfang von 24 Temperaturdaten pro Tag (als Stundenwert) für einen Zeitraum von Heute plus 2 Tage im Voraus. D.h., dass 72 Stundenwerte der Außentemperaturprognose vorgehalten werden. Zusätzlich kann direkt der Temperatur- und Luftfeuchtigkeitsmesswert (rel. Luftfeuchtigkeit) des angeschlossenen Sensors abgerufen werden. Weiterhin ist ein Empfang des aktuellen Datums mit Zeitstempel (DCF 77-Signal) mit integriert. Hiermit besteht die Möglichkeit den Sensor bzw. die Daten direkt als Zeitmaster (zur Synchronisation der Zeiten innerhalb der gesamten Gebäudeleittechnik einschließlich PC's und DDC's/SPS) zu nutzen. Dies wird ausdrücklich als positiver Nebeneffekt erwähnt, da in der Praxis hier oftmals eine Fehlerquelle für ein unsauberes Verhalten der Anlagen zu finden ist.

Für die Programmierung ist die Kenntnis der Datenformate wichtig. In diesem Fall werden die Temperaturwerte als signed 16Bit Integer-Werte mit einer Kommaverschiebung um eine 10er Potenz zur Verfügung gestellt. Alle anderen Werte sind als unsigned 16Bit Integer-Werte verfügbar.

8.2 Anbindung zur Gebäudeleittechnik

Bei der eingesetzten Gebäudeleittechnik handelt es sich um folgende Softwarekomponenten:

- Wonderware Application Server 3.1 Patch01
- Wonderware InTouch 10.1 Patch01
- Wonderware Historian 10.0

Der Application Server übernimmt die Datenakquisition und interne weitere Verarbeitung der Daten. Weiterhin arbeitet dieser nach dem Schema einer Software-SPS. Dadurch können verschiedenste Programmierungen umgesetzt werden.

Mit Wonderware InTouch werden die Daten visualisiert und der Historian, als Aufsatz für den Microsoft SQL Server 2008, organisiert das Abspeichern der Daten und die Abfrage der historischen Daten.

Die eingesetzte Software arbeitet als Paket und baut aufeinander auf. Der Vorteil der Application Server Technologie besteht in der Möglichkeit mit einem geeigneten Softwaretool eigene Objekte zu Erstellen und in die Gebäudeleittechnik zu integrieren.

Die Anbindung der Sensordaten an die Gebäudeleittechnik (GLT) erfolgt über das MODBUS-Protokoll (via Ethernet/IP) zwischen WAGO-Controller und Wonderware Gebäudeleittechnik. Hierbei wird der von Firma Wonderware bereitgestellte Treiber genutzt. Dabei erhält die Gebäudeleittechnik (GLT) Zugriff auf die im Controller vorhandenen Speicherbereiche und liest diese zyklisch aus.

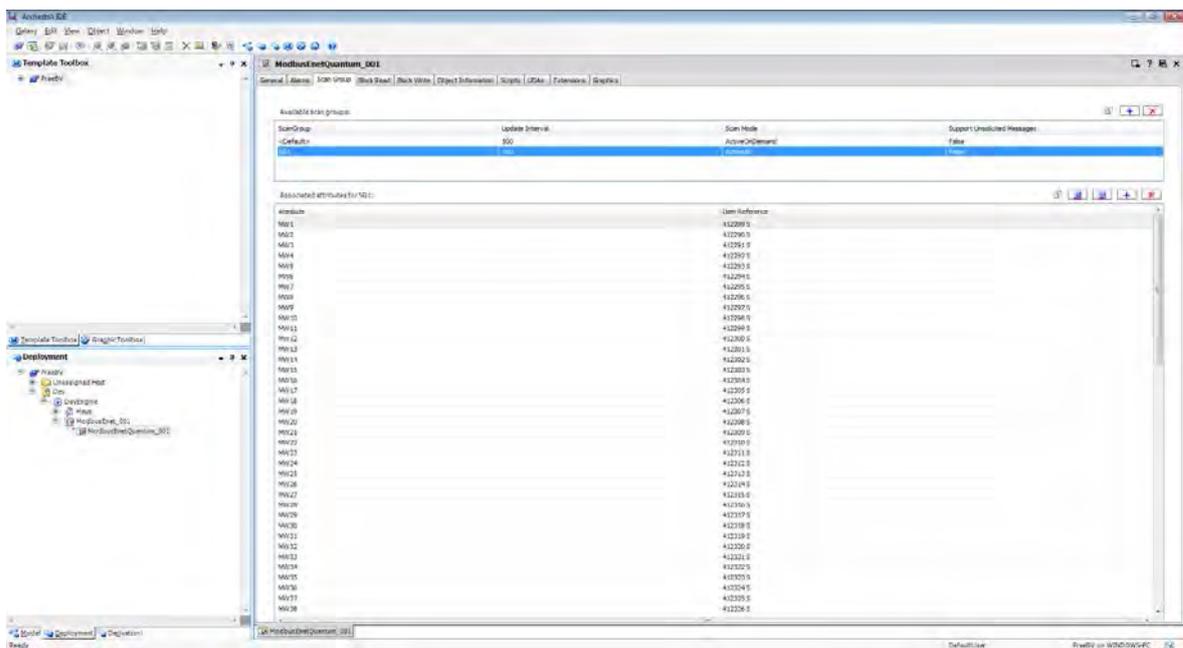


Abb. 8-4: Testprogrammierung Wonderwarezugriff auf WAGO-SPS

Die Daten werden durch das Kommunikationsobjekt akquiriert und für die weitere Bearbeitung innerhalb der Wonderware Gebäudeleittechnik zur Verfügung gestellt.

8.3 Integration der Fuzzy-Logik

Im Rahmen des Forschungsvorhabens wurde eine Fuzzy-Simulation erstellt, die in die Gebäudeleittechnik umzusetzen war. Folgende Anforderungen wurden umgesetzt.

1. Es sollen zwei Eingangsvariablen berücksichtigt werden. Als Vorgabe wurde die Außentemperatur (T_{mean}) und die Globalstrahlung (I_{mean}) ermittelt.
2. Es gibt eine Ausgangsgröße (E_{tabs}).
3. Für die Eingangsvariable Außentemperatur wurde folgende Fuzzy-Zuordnung erstellt.

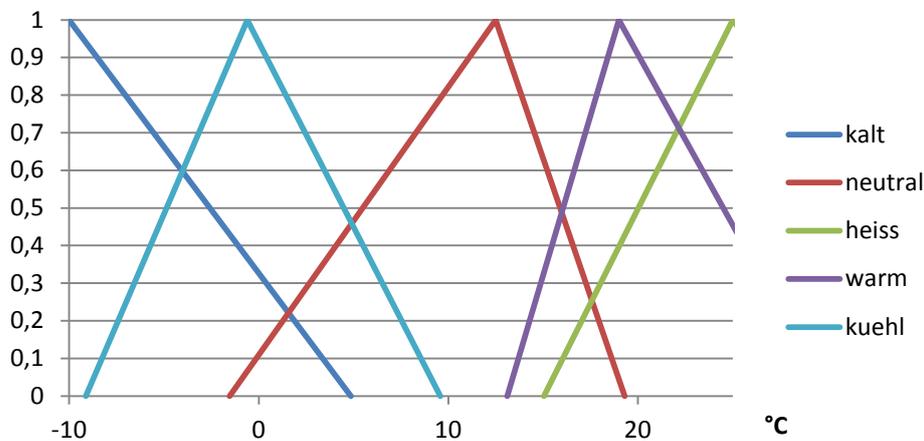


Abb. 8-5: Fuzzy-Spezifikationen für die Eingangsvariable Außentemperatur

4. Für die Eingangsvariable Globalstrahlung wurde folgende Fuzzy- Zuordnung erstellt.

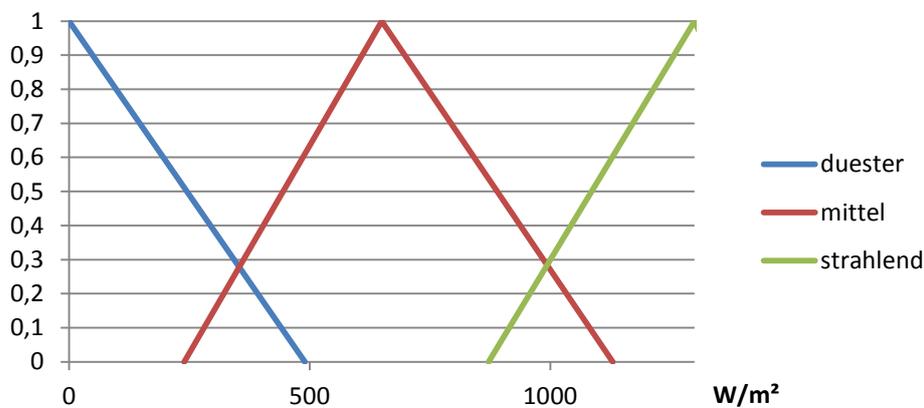


Abb. 8-6: Fuzzy-Spezifikationen für die Eingangsvariable Globalstrahlung

5. Für die Ausgangsvariable Energiebedarf (Etabs) wurde folgende Fuzzy-Zuordnung erstellt.

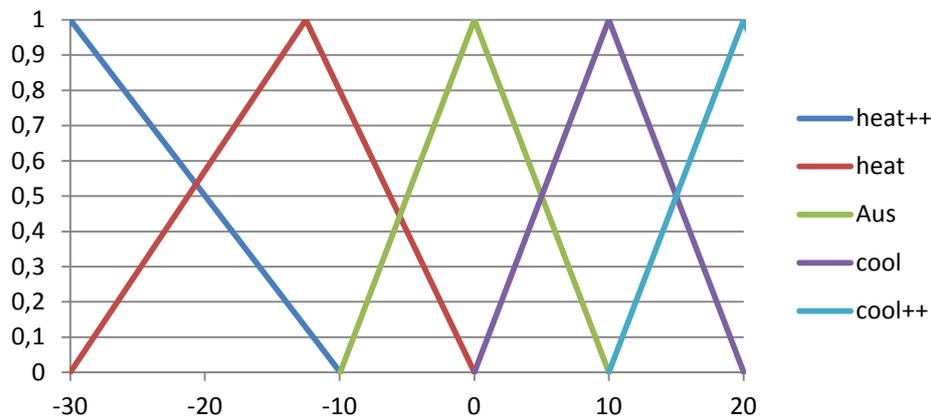


Abb. 8-7: Fuzzy-Spezifikationen für die Ausgangsvariable Energiebedarf

Die umgesetzte Logik arbeitet entsprechend den Vorgaben zur Spezifikation der Fuzzy-Logik als Typ „Mamdani“. Die DeFuzzyfikation erfolgt nach dem Flächenschwerpunkt. Als Ergebnis wird eine Fläche erstellt, die in der folgenden Grafik dargestellt ist.

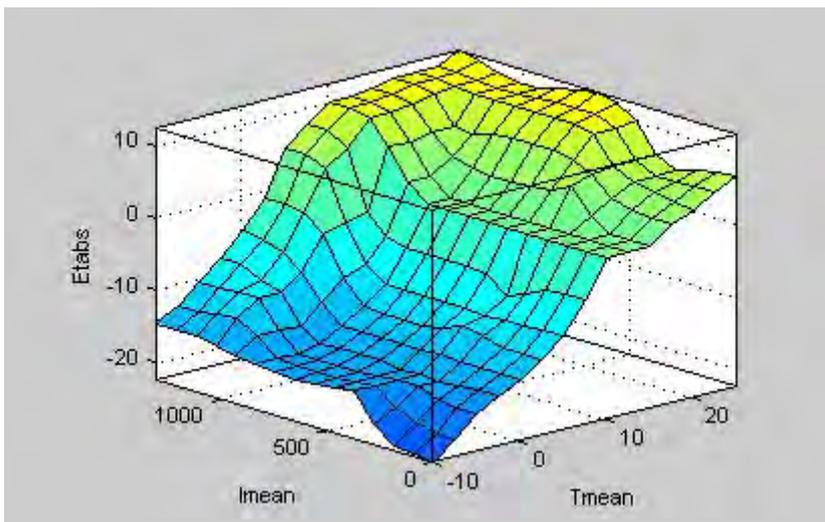


Abb. 8-8: grafische Darstellung des Ergebnis der Fuzzy-Logik

In Abhängigkeit der Eingangsvariablen liegt die Ausgangsgröße auf der dargestellten Fläche.

8.4 Umsetzung Multiple lineare Regression

Um aus historischen Betrieb- und Wetterdaten das Wärmebedarfsmodell eines Gebäudes zu bestimmen, kann mit Hilfe eines multiplen Regressionsverfahrens die Energiesignatur des Gebäudes erstellt werden. Hierfür werden täglich Messdatensätze aus dem laufenden Betrieb beziehungsweise aus einer historischen Datenbank erstellt und für die Modellbildung verwendet. Aus Mess-

werten von Außentemperatur und Globalstrahlung werden Tagesmittelwerte gebildet. Desweiteren wird der Energiebedarf für Heizen und Kühlen tageweise berücksichtigt. Zeichnet man diese Messdatensätze in einem dreidimensionalen Koordinatensystem wie in Abb. 8-9 rechts dargestellt auf ergibt sich eine spezifische Werteanordnung dargestellt in einer Flächenform.

$$Y = b_0 + b_1 * X1 + b_2 * X2$$

Die Koeffizienten b_0 , b_1 und b_2 erhält man als Ergebnis der Regression. Das gesuchte Modell zur Bestimmung des Wärmebedarfs lautet.

$$E = b_0 + b_1 * \overline{\vartheta_{amb}} + b_2 * \overline{I_{G,hor}}$$

E elektrischer Energiebedarf [kWh]

$\overline{\vartheta_{amb}}$ Tagesmittelwert der Außentemperatur [°C]

$\overline{I_{G,hor}}$ Tagesmittelwert der Globalstrahlung auf die Horizontale [W/m²]

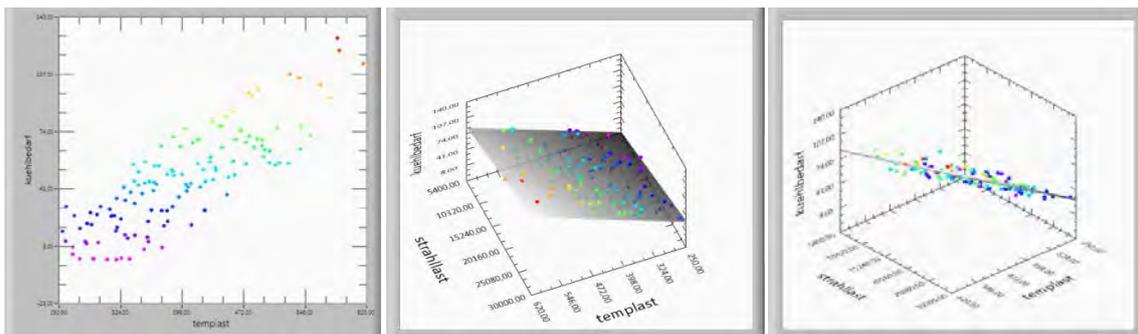


Abb. 8-9: Kühlbedarf in Abhängigkeit von Temperatursummen (links) und in Abhängigkeit von Temperatur- und Strahlungssummen (mitte und rechts) mit Regressionsebene.

8.5 Zugriff auf historische Daten der Gebäudeleittechnik des Bundesministeriums Gesundheit in Bonn

Die Hochschule Offenburg soll Zugriff auf die historischen Daten der Gebäudeleittechnik des Bundesministeriums für Gesundheit in Bonn erhalten. Hierfür wurde von der Hochschule Offenburg eine Hochschullizenz der Fa. Wonderware erworben. Mit der erhaltenen Software besteht die Möglichkeit den Zugriff auf die Daten einzurichten.

Die historischen Daten der vorhandenen Wonderware Gebäudeleittechnik werden über einen Microsoft SQL-Server 2005 (Wonderware Industrial Historien Server 9.0) gespeichert. Um die Daten abrufen zu können, muss ein Zugriff auf den SQL-Server von einer Client-Software möglich sein.

Auf Grund der bestehenden Sicherheitsbestimmung ist eine Ferneinwahl und der damit verbundene Zugriff auf die historischen Daten nicht umsetzbar. Daher wurde auf einem Rechner der Hochschule Offenburg eine Kopie der historischen Daten inklusive des benötigten SQL-Servers eingerichtet. Die Konfiguration der Gebäudeleittechnik wurde anschließend importiert. Die vorhandenen historischen Daten wurden manuell in die entsprechenden Verzeichnisse kopiert und stehen seitdem der Nutzung zur Verfügung.

Im Software-Paket der Hochschullizenz sind zwei Programme zur Abfrage der historischen Daten enthalten. Das Trendprogramm ermöglicht eine einfache Visualisierung der Daten in einem Linien- oder Scatterplot. Das Programm Query ermöglicht das Erstellen sehr spezifischer Abfragen und gibt das Abfrageergebnis als Tabelle zurück. Dieses Programm ermöglicht dem Nutzer das Optimieren der Abfrage durch die gezielte Nutzung der vorhandenen Abfrageparameter. So können z.B. gezielt Summen- oder Tagesmittelwerte abgefragt werden. Mit Hilfe des Query-Programms können komplexe SQL-Abfragen erstellt werden, die innerhalb anderer SQL-Clientprogramme genutzt werden können (z.B. MATLAB).

9 Fazit

Erstellt durch: Hochschule Offenburg

9.1 Ausgangslage

In der Praxis werden zunehmend Wetterprognosen in Systeme der Gebäudeautomation integriert. Meistens werden jedoch lediglich konventionelle Automationsverfahren verbessert, indem die Stellgrößen mit Korrekturen versehen werden, die aufgrund von Wetterprognosen gebildet werden. Damit kann jedoch das mögliche Potential nicht ausgeschöpft werden. Als Beispiel sei hier die Steuerung von thermisch aktiven Bauteilsystemen (TABS) genannt, die durchweg mit variabler Vorlauftemperatur betrieben werden. Diese wird anhand von Heiz- und Kühlkurven in Abhängigkeit der Außentemperatur gebildet. Wenn Wetterprognosen genutzt werden, erfolgt die Korrektur der Vorlauftemperatur in Abhängigkeit der prognostizierten Daten für die Außentemperatur und eventuell noch der Globalstrahlung. Eine Regelung ist aufgrund der großen Trägheit der TABS nicht möglich, der Energiebedarf des Gebäudes ist nicht bekannt. Die Auslegung der Steuerung erfolgt anhand von Erfahrungswerten und durch manuelle Korrekturen im Gebäudebetrieb bis ein zufriedenstellendes Verhalten erreicht wird.

Um das Potential ausnutzen zu können, sollte jedoch der künftige Energiebedarf der Gebäude oder einzelner Zonen prognostiziert werden. Diese Energiemenge muss dann mit möglichst hoher Effizienz in die speichernden Bauteile eingebracht werden. Dies wird erreicht, indem die Systeme mit maximal oder minimal möglicher Vorlauftemperatur betrieben werden. Die Betriebszeit der Systeme wird dadurch minimiert, der Energiebedarf optimiert.

9.2 Entwicklung prädiktiver Verfahren für die Gebäudeautomation

9.2.1 Entwicklungsumgebung

Für die Entwicklung der prädiktiven Automationsverfahren ist eine einheitliche Testumgebung durch die Kopplung der Programme TRNSYS und MATLAB erstellt worden. Die Einbindung von MATLAB in die Gebäudesimulation von TRNSYS ermöglicht die Entwicklung und den Test von mathematisch komplexen Algorithmen. Die Simulation des Gebäudes mit seinen thermisch aktiven Bauteilen wird in TRNSYS zuverlässig und bewährt durchgeführt. Die Abbildung der inneren Lasten sowie die von einfachen Aufgaben der Gebäudeautomation wie die Licht- und Jalousiensteuerung werden ebenfalls in TRNSYS realisiert. Die Entwicklung und die Simulation der prädiktiven und selbstlernenden Verfahren der TABS-Steuerung werden in MATLAB ausgelagert. Dies ermöglicht die Realisierung von komplexen mathematischen Verfahren bei voller Integration in die dynamische Simulation des Gebäudes. Als Versuchsgebäude ist ein eingeschossiges Gebäude mit sechs Zonen in TRNSYS modelliert worden. Die Decken sind als thermisch aktive Bauteile (TABS) ausgeführt und dienen zur Beheizung und Kühlung des Gebäudes. Die TABS einer jeden Zone sind separat ansteuerbar.

Diese Entwicklungsumgebung ist von allen Projektpartnern für den Entwurf der prädiktiven und selbstlernenden Verfahren genutzt worden und hat sich ausgesprochen gut bewährt.

9.2.2 Prinzip der Energiebedarfsprognose

Für das Betreiben thermisch aktiver Bauteilsysteme (TABS) als typischem Anwendungsfall für prädiktive Verfahren sind verschiedene Ansätze entwickelt worden. Sie basieren alle auf dem Prinzip der Energiebedarfsprognose in Verbindung mit dem Betreiben der TABS bei maximal beziehungsweise minimal möglicher Vorlauftemperatur und der dadurch zu erzielenden maximalen Effizienz des Gesamtsystems. Die Steuerung der Energiemengen erfolgt rein zeitgesteuert und nicht durch Variation von Vorlauftemperatur oder Massenstrom.

Um anhand von Wetterprognosen den Energiebedarf des Gebäudes bestimmen zu können ist die Entwicklung von einfachen Energiebedarfsmodellen notwendig, die in der Gebäudeautomation eingesetzt werden können.

In einem ersten Ansatz wurde das TRNSYS-Gebäudemodell mit idealer Heizung und idealer Kühlung betrieben. Man erhält dadurch diejenigen Energiemengen, die dem Gebäude theoretisch zugeführt werden müssten, um die Komfortbedingungen einhalten zu können. Die Art der Heizung und der Kühlung spielt hierbei keine Rolle, die dynamischen Eigenschaften der entsprechenden Systeme können in der Simulation daher auch nicht berücksichtigt werden. Als Ergebnis erhält man ein Prognosemodell, das sich schon für den Einsatz in realen Gebäuden eignet. Ein Justieren der Parameter im laufenden Betrieb, um das Modell an die Realität anzupassen, ist jedoch erforderlich.

In einem weiteren Verfahren sind die TABS im Gebäudemodell mit abgebildet worden. Damit ist dann für jeden Tag des Jahres in einem iterativen Verfahren die Mindestbetriebsdauer des Systems bestimmt worden, die für die Einhaltung der Komfortgrenzen erforderlich ist. Das Ergebnis stellt das Optimum dessen dar, was mit prädiktiven Verfahren erreichbar ist, sowohl den Komfort als auch den Energiebedarf betreffend. Die Ergebnisse dieser aufwendigen Simulation lassen sich durch ein multiples lineares Regressionsverfahren zur Erstellung von Energiebedarfsmodellen nutzen und bilden das reale Verhalten des Gebäudes sehr gut ab. Liegen ausreichend historische Messdaten eines zufriedenstellenden Betriebs mit TABS vor, lassen sich die Modelle auch sehr einfach aus diesen historischen Daten erstellen.

Der Vergleich der vorgestellten prädiktiven Betriebsweisen mit den heute üblichen Verfahren mit von der Außentemperatur abhängiger variabler Vorlauftemperatur zeigt das mögliche Potential auf. Vergleichende Simulationsrechnungen ergaben Einsparungen in der Größenordnung von 20 bis 30 %.

Eine aufwendige Sensitivitätsanalyse konnte einen Zusammenhang zwischen zugeführter Energiemenge und Änderung in der Raumtemperatur aufzeigen. Dieser Zusammenhang kann für ein selbstlernendes Verfahren auf der Basis eines Fuzzy-Expertensystems genutzt werden, das die Inbetriebnahme und die laufende Anpassung an Änderungen im Systemverhalten, zum Beispiel durch Nutzungsänderung, wesentlich vereinfachen würde. Die fortwährende Korrektur des Energiebedarfsmodells eines Gebäudes wäre auf diese Weise aufgrund der Erfahrung aus dem Gebäudebetrieb selbst möglich.

9.2.3 Selbstlernende Algorithmen

Ausgehend von einem einfachen prädiktiven Algorithmus, der auf dem Prinzip der Energiebedarfsprognose basiert, sind an der Hochschule Köln zwei selbstlernende Optimierungsverfahren untersucht worden. Die Aufgabe bestand darin, das Energiebedarfsmodell des prädiktiven Verfahrens an die unterschiedlichen thermischen Eigenschaften der sechs Zonen im Gebäudemodell anzupassen. In der Ausgangsversion sind alle sechs Zonen gleich angesteuert worden, was aufgrund unterschiedlicher thermischer Eigenschaften, bedingt durch unterschiedliche Fensterflächen und deren Orientierung, zu teilweise schlechten Ergebnissen führte. Dies entspricht der Situation, die üblicherweise bei der Inbetriebnahme von Gebäuden vorliegt. Die Steuerfunktionen für die einzelnen Zonen sind mit Hilfe der Messdaten des laufenden Betriebs korrigiert worden. Es wurde zum einen mit einem Regressionsmodell gearbeitet, zum anderen mit einem künstlichen neuronalen Netz (KNN).

Es hat sich gezeigt, dass die Verfahren nach einer Betriebszeit von ungefähr vier Wochen in der Lage waren, die geforderten Komfortbedingungen zwar nicht perfekt, aber doch insgesamt zufriedenstellend einzuhalten. Bei problematischen Zonen mit großer Fensterfläche und hohen solaren Gewinnen zeigte sich das Regressionsverfahren den KNN überlegen.

Eine zweite Aufgabe konnte ebenfalls mit befriedigendem Ergebnis gelöst werden. Durch Verwendung eines anderen Wetterdatensatzes (Bologna anstatt Stuttgart) sollten die Algorithmen ihre Leistungsfähigkeit bei der Anpassung an ein sich veränderndes Klima zeigen. Beide Verfahren zeigten eine erfolgreiche Anpassung des Energiebedarfsmodells an die veränderten klimatischen Bedingungen. Die Ergebnisse zeigen jedoch noch relativ häufig auftretende Übertemperaturen, hier besteht noch Verbesserungsbedarf.

Als letzte und wie sich zeigte schwierigste Aufgabe, wurden ab Mitte Juli die internen Lasten verändert. Eine Reduktion um 25 % war problemlos zu korrigieren, weniger befriedigend waren die Ergebnisse bei der Reduktion auf 50 %, die erst nach vielen Wochen kompensiert werden konnten. Eine völlige Entfernung der inneren Lasten, also die Annahme von plötzlichem Leerstand, war von beiden Lernverfahren bis zum Jahresende nicht auszugleichen.

Die Untersuchungen zu selbstlernenden Verfahren auf Basis von Regressionsmodellen und künstlichen neuronalen Netzen konnten das grundsätzliche Funktionieren des Ansatzes aufzeigen, an der Methodik muss jedoch noch gearbeitet werden, um ein funktionsfähiges, in der Praxis einsatzreifes Verfahren zu erhalten.

Ein grundsätzlich neues Prinzip für ein prädiktives Verfahren ist ebenfalls mit Hilfe der Entwicklungsumgebung TRNSYS/MATLAB an der Hochschule Offenburg entwickelt worden. Als Beispiel wurde die Bestimmung des optimalen Einschaltzeitpunkts einer Heizung gewählt. Die Vorgehensweise ist die, dass zunächst der zeitliche Verlauf der Raumtemperatur durch eine Differentialgleichung analytisch beschrieben wird. Anschließend ist ein Algorithmus entwickelt worden, der es ermöglicht, die in der Lösung der Differentialgleichung auftretenden Gebäudeparameter adaptiv während des Betriebes anhand von Messdaten zu bestimmen. Diese Lösung der Differentialgleichung stellt ein relativ einfaches Gebäudemodell dar. Nun kann während des Betriebs anhand von zyklisch stattfindenden Test- oder Versuchsrechnungen unter der Verwendung von Wetterprognosen bestimmt werden, wann die Heizung eingeschaltet werden muss damit zu Arbeitsbeginn die

geforderte Raumtemperatur erreicht ist. Dieser vielversprechende neue Ansatz hat sich in der Entwicklungsumgebung bewährt und soll demnächst in der Praxis getestet und auf andere Anwendungsfälle übertragen werden.

9.3 Wetterprognosen

Der Empfang von Wetterprognosen erfolgt meist per FTP-Download von einem Server des liefernden Wetterdienstleisters. In wenigen Einzelfällen kann schon ein Webservice genutzt werden, also ein direkter Datenbankzugriff über eine Internetverbindung. Es gibt jedoch Fälle, in denen die Gebäudetechnik nicht über eine Internetverbindung erreichbar sein soll, vor allem aus Gründen der Sicherheit. Aus diesem Grund wurde ein neues Verfahren für die Übertragung von Wetterprognosen entwickelt.

9.3.1 Wetterprognosen mit Langwellenfunktechnik

Der Projektpartner der Firma HKW-Elektronik GmbH haben ein System "Meteotime I" entwickelt, mit dem die Übertragung von Wetterprognosedaten mittels Langwellenfunk möglich ist. Hierfür wurde bisher der Zeitzeichensender DCF77 genutzt. Mit diesem System können jedoch nur kleine Datenmengen für Wetterstationen im Consumerbereich übertragen werden, die für die meisten professionellen Anwendungen in Gebäudeautomation oder Energiemanagement nicht ausreichend sind. Im Rahmen dieses Projektes wurde die Technologie zum System "Meteotime II" weiterentwickelt um größere Datenmengen übertragen zu können. Dadurch wird es möglich, mehr und höher aufgelöste Wetterprognosen anzubieten. Die wesentlich höhere Bandbreite wird vor allem durch die Nutzung dreier Langwellensender der Europäischen Funkrundsteuerung GmbH möglich, die für Energiemanagement und Datendienste im Einsatz sind. Nebenbei wird das mögliche Versorgungsgebiet durch die neuen Sender erheblich erweitert.

Für den Empfang am Gebäude ist ein kompaktes und preiswertes Empfangsmodul auf der Basis eines Funkuhrenempfängers entwickelt worden. Für die Schnittstelle zur Gebäudeautomation wurde der Modbus Standard gewählt, ein einfaches und weit verbreitetes Protokoll mit geringem Installationsaufwand.

Aufgrund von Verzögerungen in der Beschaffung von Prognosen konnten während der Projektlaufzeit keine stündlich aufgelösten Vorhersagen bereitgestellt werden. Ersatzweise wurde der Temperaturgang aus Tagesmaximum und -minimum für vier Tage interpoliert. Die Umstellung auf höher aufgelöste Daten ist jedoch vorbereitet und mit der entwickelten Sende- und Empfängertechnologie problemlos möglich.

9.3.2 Korrekturverfahren von Wetterprognosen durch Vor-Ort-Messungen

Untersuchungen haben gezeigt, dass sich das lokale Mikroklima eines Standorts je nach Umgebungsbedingungen auch bei geringen Ortsänderungen deutlich verändern kann. Da das Raster für die Vorhersagegebiete nicht beliebig verkleinert werden kann, ist ein Verfahren entwickelt worden um die Prognosen, die immer für ein größeres Gebiet gelten, an den jeweiligen Standort eines

Gebäudes anzupassen, beziehungsweise zu optimieren. Hierfür werden lokale Wettermessungen in unmittelbarer Nähe des Gebäudes herangezogen. Verschieden Algorithmen sind in umfangreichen Simulationen getestet worden. Die besten Ergebnisse wurden mit dem sogenannten Langzeitkorrekturverfahren erzielt, das daraufhin im Empfänger programmiert worden ist. Bei diesem Verfahren benötigt das System eine Anlern-Phase, in der sich die Genauigkeit der ausgegebenen Prognose-Werte im Laufe der Zeit immer weiter verbessert. Die am Empfänger eintreffenden Wetterprognose-Werte werden mit den lokal gemessenen Daten verglichen. Aus der Differenz werden Korrekturwerte berechnet, die eine deutliche Verbesserung der Prognosen ermöglichen. Für die praktische Erprobung und Auswertung ist ein Langzeit-Feldtest erforderlich. Im Rahmen des Projekts konnte dies nicht mehr umgesetzt werden. Die daraus gewonnenen Erkenntnisse sollen helfen Anpassungen am Algorithmus des Korrekturverfahrens durchzuführen, um weitere Verbesserungen des Systems zu erzielen.

9.4 Umsetzung Prädiktiver Verfahren in der Gebäudeautomation

Die Gebäudeleittechnik der Firma Wonderware ist vom Projektpartner FMSbase.com erweitert und für den Einsatz moderner prädiktiver Algorithmen vorbereitet worden. Es ist ein Fuzzy Logik System programmiert worden, das es ermöglicht Fuzzy-Regelungen oder auch Fuzzy-Expertensysteme zu realisieren. Weiterhin ist ein Multiples Lineares Regressionsverfahren implementiert worden mit dem die Modellbildung für prädiktive Verfahren möglich wird. Die Wetterprognosen des Langwellenfunkempfängers werden über eine serielle Schnittstelle direkt in die speicherprogrammierbare Steuerung der Gebäudeautomation eingelesen.

10 Literatur

- [AKE2011] Arbeitskreis Energie der Kammergruppe Karlsruhe Stadt:
Energieverbrauch von Gebäuden – Energetische Gebäudesanierung,
http://www.energieberater-karlsruhe.de/download/01_energieverbrauch-von-gebaeuden.pdf
Zugriff: 2011.06.16
- [BIN2007] Pfafferott J., Kalz D..
Thermoaktive Bauteilsysteme, Nichtwohnungsbauten energieeffizient heizen und kühlen auf hohem Komfortniveau, BINE Themeninfo 1/ 2007, FIZ Karlsruhe, ISSN 1610-8302
- [EAÖ2011] Stocker, H.:
Einführung in die angewandte Ökonometrie,
Vorlesungsskript, Universität Innsbrück, 2011
- [ELA2011] Rodriguez J.: *Entwicklung eines lernfähigen Algorithmus zur Wärmelastprognose thermoaktiver Bauteilsysteme anhand von Regressionsmodellen und künstlichen neuronalen Netzen*. Thesis (Master), Fachhochschule Köln, Deutschland, 2011
- [EN2007] DIN Deutsches Institut für Normung e.V.
DIN EN 1521 August 2007, Eingangsparameter für das Raumklima zur Auslegung und Bewertung der Energieeffizienz von Gebäuden
- [ENO2011] ENOB, Forschung für Energieoptimiertes Bauen,
Betonkerntemperierung
<http://www.enob.info/de/analysen/analyse/details/betonkerntemperierung>
Zugriff: 2011.11.17 T10:26Uhr
- [FEM2004] Wang, X.:
Einführung in die Finite-Elemente-Methode,
Seminar, Universität Karlsruhe, 2004
- [HUK2005] Pech A., Jens K.
Baukonstruktionen Band 15, Heizung und Kühlung, Wien, Springer-Verlag, 2005
- [KLZ2010] Bollin, Feldmann, Eicker, Biesinger
Simulationsgestützte Automation für die nachhaltige sommerliche Klimatisierung von Gebäuden, Abschlussbericht Programm Klimazwei, Hochschule Offenburg, 2010
- [MAT2011] MATLAB:
MathWorks, MATLAB Hilfe.
<http://www.mathworks.com/help>
Zugriff: 2011.06.01

- [PEW2008] Schellong, W.:
Produktionsleitsysteme in der Energiewirtschaft,
Vorlesungsskript, Fachhochschule Köln, Köln, 2008
- [RAN2008] Söncke, A.; Skiera, B.:
Regressionsanalyse,
Homburg, C. (Hrsg.), "Marktforschung. Grundlagen - Methoden - Anwendungen", Wiesbaden, S. 205-236. Februar 2008
- [REC2007] Schramek E.:
Taschenbuch für Heizung und Klimatechnik, München. Oldenbourg Industrie-
verlag, 2007
- [STA2008] Pfitzinger, H.:
Statistik,
Modul G.1 WS 07/08: Statistik, Vorlesungsskript, Universität Kiel. 2008
- [SWP2010] Hentges, F.:
Strom- und Wärmelastprognose mit neuronalen Netzen,
Masterarbeit, Fachhochschule Köln, Köln, 2010
- [TBA1999] Glück, B.:
Thermische Bauteilaktivierung,
Forschungsbericht, RUD. OTTO MEYER-UMWELT-STIFTUNG, 1999
- [TFN1994] Hagan, M.; Menjah, M.:
Training Feedforward Networks with the Marquardt Algorithm,
IEEE TRANSACTIONS ON NEURAL NETWORKS, VOL. 5, NO. 6, NOVEM-
BER 1994, 989-993.
- [TÖD2009] Tödli, Gwerder, Lehmann, Renggli, Dorer
TABS Control, Steuerung und Regelung von thermoaktiven Bauteilsystemen,
Zürich. Faktor Verlag, 2009
- [TRN2010] Solar Energy Laboratory, University of Wisconsin-Madison,
TRNSYS user manual, Version 2010-04
- [VEL2002] Sommer K., Bjarne W. Olesen, Düchting B.:
*Untersuchung verschiedener Regelstrategien für die Betonkernaktivierung mit
Hilfe Computersimulation*, Velta Kongress 2002
- [WKN2011] Wegel, V.:
*Strom- und Wärmelastprognose mit künstlichen neuronalen
Netzen in MATLAB*,
Diplomarbeit, Fachhochschule Köln, Köln, 2011
- [WNN2005] Hentges, F.:
Wärmelastprognose mit neuronalen Netzen,
Diplomarbeit, Fachhochschule Köln, Köln, 2005

11 Abbildungsverzeichnis

Abb. 2-1: Einflussfaktoren auf die thermische Behaglichkeit	5
Abb. 2-2: Prinzip der Heizlast (links) mit Zuführung von Wärmeenergie und Prinzip der Kühllast (rechts) mit Abführung von Wärmeenergie [HUK2005].....	5
Abb. 2-3: Übersicht über heute übliche Varianten von Raumlufttechnischen (RLT) Anlagen zur Klimatisierung von Büro- und Verwaltungsgebäuden. Darstellung der Kombinationen von Freier Lüftung mit Raumkühl- / Raumheizsystemen (blau).....	7
Abb. 2-4: Thermoaktive Bauteilsysteme (TABS): Kapillarrohrsystem integriert in Deckenputz, Betonkerntemperierung integriert in Betonkern, Fußbodentemperierung integriert in Estrich, Zwei-Flächen Bauteiltemperierung integriert in Deckenputz sowie im Betonkern. In Bezug zu [BIN2007].....	9
Abb. 2-5: Schema Kühlfall (Flächenkühlung): Betonkernaktivierung wird verwendet, um die inneren thermischen Lasten abzuführen und somit ein angenehmes Raumklima für den Nutzer zu erschaffen. Blaues Rohrregister wird mit kaltem Wasser durchströmt und kühlt somit die Betondecke (Betonmasse) herab. Die Betondecke wird mit „Kälteenergie“ beladen. Es erfolgt eine Wärmeleitung von Rauminneren zur Betondecke, bzw. zum Rohrregister. Die internen Lasten werden abgeführt.....	13
Abb. 2-6: Schema Heizfall (Flächenheizung): Betonkernaktivierung wird verwendet, um den Raum aufzuheizen und somit ein angenehmes Raumklima für den Nutzer zu erschaffen. Rotes Rohrregister wird mit warmen Wasser durchströmt und erwärmt somit die Betondecke (Betonmasse) auf. Die Betondecke wird mit „Wärmeenergie“ beladen. Es erfolgt eine Wärmeleitung von Rohrregister bzw. Betondecke zur Raumluft. Die Raumluft wird erwärmt.....	13
Abb. 3-1: Thermoaktive Bauteilsysteme: Betriebsweise Tag-Nacht-Betrieb, Darstellung der Pumpenbetriebslaufzeit für einen Tag	16
Abb. 3-2: Thermoaktive Bauteilsysteme: Betriebsweise Durchgehender Betrieb, Darstellung der Pumpenbetriebslaufzeit für einen Tag	16
Abb. 3-3: Thermoaktive Bauteilsysteme: Betriebsweise kontinuierlicher Taktbetrieb, Darstellung der Pumpenbetriebslaufzeit für einen Tag	17
Abb. 3-4: Thermoaktive Bauteilsysteme: Betriebsweise diskontinuierlicher Taktbetrieb, Darstellung der Pumpenbetriebslaufzeit für einen Tag	17
Abb. 3-5: Schema einer Heiz- bzw. Kühlkennlinie für die Vorlauftemperaturregelung bei Thermoaktiven Bauteilsystemen. Die Vorlauftemperaturregelung geschieht als Funktion der Außentemperatur. In Bezug zu [TÖD2009].....	18
Abb. 3-6: Schema einer Heiz- bzw. Kühlkennlinie für die Rücklauftemperaturregelung bei Thermoaktiven Bauteilsystemen. Die Rücklauftemperaturregelung geschieht als Funktion der Außentemperatur. In Bezug zu [TÖD2009].....	21
Abb. 4-1: Daten-Inhalte und Wertebereich der Wetterprognose „Standard*“ des MT2-Services	32
Abb. 4-2: Daten-Inhalte und Wertebereich der Wetterprognose „Premium*“ des MT2-Services	34
Abb. 4-3: Stations-Paare in der Schweiz	35
Abb. 4-4: weitere repräsentative Stations-Paare in Europa	35

Abb. 4-5: RMSE der Tmax - Prognosen aller erwähnten Modelle für die Schweizer Stationen	37
Abb. 4-6: RMSE der Tmax - Prognosen aller erwähnten Modelle für die Europa Stationen	37
Abb. 4-7: RMSE der Tmin - Prognosen aller erwähnten Modelle für die Schweizer Stationen	38
Abb. 4-8: RMSE der Tmin - Prognosen aller erwähnten Modelle für die Europa Stationen	38
Abb. 4-9: Langzeitprognose mit interpolierten Prognose-Werten für Standort Zürich	40
Abb. 4-10: Zusammenhang zwischen Stationshöhe und Verbesserung	42
Abb. 4-11: Beispiel für die Verbesserung der Temperatur-Prognose durch die angewendete Korrektur; Adelboden	43
Abb. 4-12: Beispiel für den Einfluss plötzlicher Temperaturwechsel auf die Korrektur; Adelboden	44
Abb. 4-13: Umgesetzte Struktur des Boards für den Temperatur-Sensor mit integrierter Prognose-Optimierung für die GLT	46
Abb. 4-14: Bestücktes Sensor-Board, eingebaut in Gehäuse, mit angeschlossener und drehbar gelagerter Langwellen-Antenne (links), an Mast montierter Sensor (rechts)	47
Abb. 5-1: Schematischer Aufbau der Simulation eines Gebäudes inklusive adaptiver Heizungsregelung	51
Abb. 5-2: Flussdiagramm des Algorithmus zur Entscheidungsfindung, ob die Heizung zu aktuellen Zeitpunkt eingeschaltet werden muss oder nicht	54
Abb. 5-3: Simulierter Temperaturverlauf eines Gebäudes in Stuttgart um 08:00 Uhr mit konventioneller Heizungsregelung (blau) und selbstlernender Heizungsregelung (rot)	56
Abb. 5-4: Simulierter Temperaturverlauf eines Gebäudes in Rom um 08:00 Uhr mit konventioneller Heizungsregelung (blau) und selbstlernender Heizungsregelung (rot)	57
Abb. 5-5: Simulierter Temperaturverlauf eines Gebäudes in Moskau um 08:00 Uhr mit konventioneller Heizungsregelung (blau) und selbstlernender Heizungsregelung (rot)	58
Abb. 6-1: Prädiktive Ansteuerung von Thermisch Aktiven Bauteilsystemen	59
Abb. 6-2: TRNSYS Simulation Studio mit Einbindung von MATLAB	60
Abb. 6-3: Modell des Versuchsgebäudes in Goole Sketchup	61
Abb. 6-4: Heiz- und Kühlkurve für die witterungsgeführte Steuerung	64
Abb. 6-5: Kühlen Arbeitstag $E = -13,5 + T_{mean} + 4 \cdot (I_{mean}/1000)$	65
Abb. 6-6: Wochenende $E = -12 + 0,6 \cdot T_{mean} + 3 \cdot (I_{mean}/1000)$	66
Abb. 6-7: Arbeitstag $E = -1 \cdot (-8 + 0,85 \cdot T_{mean} + 5 \cdot (I_{mean}/1000))$	66
Abb. 6-8: Heizen Wochenende $E = -1 \cdot (-16,25 + 1,125 \cdot T_{mean} + 6 \cdot (I_{mean}/1000))$	67
Abb. 6-9: Suboptimaler Algorithmus aufgrund von einheitlichem TABs-Betrieb in allen Zonen und der Mittelwertbildung des Energiebedarfs vor der Modellierung, trotz unterschiedlicher innerer Lasten in den Zonen - Dauerlinien der Raumtemperaturen während der Arbeitszeit	68
Abb. 6-10: Ergebnisse Optimierungsalgorithmus	69
Abb. 6-11: Zwei Ansichten des multiplen linearer Fits für den Kühlenergiebedarf an Arbeitstagen in Zone SE	70
Abb. 6-12: Ergebnisse der Sensitivitätsanalyse der Zone Südost	71
Abb. 6-13 Typische Regressionsgeraden	72
Abb. 6-14: Temperaturdauerlinien Konventioneller Betrieb	74

Abb. 6-15: Temperaturdauerlinien Optimaler Prädiktiver Betrieb	75
Abb. 6-16: Temperaturdauerlinien Konventioneller Betrieb im Detail	75
Abb. 6-17: Temperaturdauerlinien Optimaler Prädiktiver Betrieb im Detail	75
Abb. 6-18: Vergleich des täglichen Energiebedarfs in Zone Nord	76
Abb. 6-19: Vergleich des täglichen Energiebedarfs in Zone Südost.....	76
Abb. 6-20: Vergleich des Jahresheizenergiebedarfs Konventioneller/Prädiktiver Betrieb	77
Abb. 6-21: Vergleich des Jahresheizenergiebedarfs Konventioneller/ Prädiktiver Betrieb	77
Abb. 6-22: Vergleich der Pumpenlaufzeiten Konventioneller/ Prädiktiver Betrieb	78
Abb. 7-1: Konvektive Wärmeübertragung [TRN2010].....	83
Abb. 7-2: Wärmeübertragung durch Strahlung [TRN2010].....	83
Abb. 7-3: Grafische Darstellung eines thermoaktiven Bauteilsystems [TRN2010].....	85
Abb. 7-4: Struktur von TABS [TRN2010]	86
Abb. 7-5: TABS Element [TRN2010].....	87
Abb. 7-6: Vergleich Sprungantwort [TRN2010].....	87
Abb. 7-7: Vergleich Impulsantwort [TRN2010].....	87
Abb. 7-8: TRNSYS Simulation Studio	89
Abb. 7-9: TRNSYS Simulation Engine	89
Abb. 7-10: Building Visual Interface [TRN2010].....	90
Abb. 7-11: Wetterstationen in Europa [TRN2010].....	91
Abb. 7-12: Zwei-dimensionale Regression am Beispiel der Daten Tagesmitteltemperatur und Wärmebedarf [PEW2008]	92
Abb. 7-13: Regressionsebene der obigen Beispielberechnung [EAÖ2011]. (Gefittete Werte sind als hohle Kreise dargestellt)	95
Abb. 7-14: Aufbau eines Neurons [WNN2005]	98
Abb. 7-15: Lineare Aktivierungsfunktion [WNN2005].....	99
Abb. 7-16: Aktivierungsfunktion Tangens Hyperbolicus [WNN2005].....	100
Abb. 7-17: Lernprozess der Backpropagation [WKN2011]	101
Abb. 7-18: Graphische Darstellung eines Feedforward Netzes [WNN2005]	102
Abb. 7-19: Skizze Testgebäudemodell mit Raumaufteilung und Ausrichtung	105
Abb. 7-20: Startsimulation, Raumtemperatur in Nord-Zone des Testgebäudemodells	106
Abb. 7-21: Startsimulation, Raumtemperatur in Nordwest-Zone des Testgebäudemodells.....	106
Abb. 7-22: Wetterdatensatz der Startsimulation, Testreferenzjahr des Standorts DE-Stuttgart- 107370 von TRNSYS	107
Abb. 7-23: Strukturaufbau des Algorithmus der Multiplen Regression mit $I_{mean} =$ Tagesmittelwert der Globalstrahlung und $T_{mean} =$ Tagesmittelwert der Außentemperatur	108
Abb. 7-24: Korrekturfaktor im Kühlfall	110
Abb. 7-25: Korrekturfaktor im Heizfall	111
Abb. 7-26: 1. Jahressimulation, Raumtemperaturverlauf in Nord-Zone (MR)	112
Abb. 7-27: 1. Jahressimulation, Steuerfunktionen Nord „Heizen an Arbeitstagen“; a) Darstellung der mittleren Außentemperatur, der mittleren Solarstrahlung und des berechneten Energiebedarfs b) zugehörige Regressionsfläche	114

Abb. 7-28: 1. Jahressimulation, Steuerfunktionen Nord „Heizen an Wochenenden“; a) Darstellung der mittleren Außentemperatur, der mittleren Solarstrahlung und des berechneten Energiebedarfs b) zugehörige Regressionsfläche	114
Abb. 7-29: 1. Jahressimulation, Steuerfunktion Nord „Kühlen an Arbeitstagen“; a) Darstellung der mittleren Außentemperatur, der mittleren Solarstrahlung und des berechneten Energiebedarfs b) zugehörige Regressionsfläche	115
Abb. 7-30: 1. Jahressimulation, Steuerfunktion Nord „Kühlen an Wochenenden“; a) Darstellung der mittleren Außentemperatur, der mittleren Solarstrahlung und des berechneten Energiebedarfs b) zugehörige Regressionsfläche	115
Abb. 7-31: 1. Jahressimulation, Raumtemperaturverlauf in Nordwest-Zone (MR)	117
Abb. 7-32: 1. Jahressimulation, Steuerfunktionen Nordwest „Heizen an Arbeitstagen“; Darstellung der Außentemperatur, der Solarstrahlung und des Energiebedarfs (MR)	118
Abb. 7-33: 1. Jahressimulation, Steuerfunktionen Nordwest „Heizen an Wochenenden“; Darstellung der Außentemperatur, der Solarstrahlung und des Energiebedarfs (MR)	118
Abb. 7-34: 1. Jahressimulation, Steuerfunktion Nordwest „Kühlen an Arbeitstagen“; Darstellung der Außentemperatur, der Solarstrahlung und des Energiebedarfs (MR)	119
Abb. 7-35: 1. Jahressimulation, Steuerfunktion Nordwest „Kühlen an Wochenenden“; Darstellung der Außentemperatur, der Solarstrahlung und des Energiebedarfs (MR)	119
Abb. 7-36: 1. Jahressimulation, Jahresdauerlinie der Raumtemperatur; Darstellung aller Zonen (MR)	120
Abb. 7-37: 2. Jahressimulation, Raumtemperaturverlauf in Nord-Zone (MR)	121
Abb. 7-38: 2. Jahressimulation, Jahresdauerlinie der Raumtemperatur; Vergleich Nord-Zone (MR) erstes Jahr (N1) – zweites Jahr (N2)	121
Abb. 7-39: 2. Jahressimulation, Raumtemperaturverlauf in Nordwest-Zone (MR)	122
Abb. 7-40: 2. Jahressimulation, Jahresdauerlinie der Raumtemperatur; Vergleich Nordwest-Zone (MR) erstes Jahr (NW1) – zweites Jahr (NW2)	123
Abb. 7-41: 2. Jahressimulation, Jahresdauerlinien der Raumtemperatur (MR)	123
Abb. 7-42: Jahressimulation mit Änderung der Lastsituation, Reduzierung der Personenbelegung von 4 auf 3 Personen, Nord-Zone (MR)	125
Abb. 7-43: Jahressimulation mit Änderung der Lastsituation, Reduzierung der Personenbelegung von 4 auf 2 Personen, Nord-Zone (MR)	125
Abb. 7-44: Jahressimulation mit Änderung der Lastsituation, Reduzierung der Personenbelegung von 4 auf 0 Personen, Nord-Zone (MR)	126
Abb. 7-45: Jahressimulation mit Änderung der Lastsituation, Jahresdauerlinien der Raumtemperatur (MR) Reduzierung der Belegung von 4 auf 0 (N40), auf 2 (N42) und auf 3 (N43) Personen	126
Abb. 7-46: Jahressimulation mit Wetterdaten des Standorts Bologna (Italien), Nord-Zone (MR) ..	127
Abb. 7-47: Jahressimulation mit Wetterdaten des Standorts Bologna (Italien), Nordwest-Zone (MR)	128
Abb. 7-48: Jahressimulation mit Wetterdaten des Standorts Bologna (Italien), Jahresdauerlinien der Raumtemperatur (MR)	128

Abb. 7-49: Graphische Darstellung des Netzes	129
Abb. 7-50: Jahressimulation, Raumtemperaturverlauf in Nord-Zone (KNN)	132
Abb. 7-51: Jahressimulation, Jahresdauerlinie der Raumtemperatur; Darstellung aller Zonen (KNN).....	132
Abb. 7-52: Jahressimulation, Raumtemperaturverlauf in Nordwest-Zone (KNN)	133
Abb. 7-53: Jahressimulation, Jahresdauerlinie der Raumtemperatur; Darstellung der Nordwest-Zone (KNN).....	134
Abb. 7-54: Jahressimulation mit Änderung der Lastsituation, Reduzierung der Personenbelegung von 4 auf 3 Personen, Nord-Zone (KNN)	135
Abb. 7-55: Jahressimulation mit Änderung der Lastsituation, Reduzierung der Personenbelegung von 4 auf 0 Personen, Nord-Zone (KNN)	135
Abb. 7-56: Jahressimulation mit Änderung der Lastsituation, Jahresdauerlinie der Raumtemperatur (KNN)	136
Abb. 7-57: Jahressimulation mit Wetterdaten des Standorts Bologna (Italien), Nord-Zone (KNN).....	137
Abb. 7-58: Jahressimulation mit Wetterdaten des Standorts Bologna (Italien), Nordwest-Zone (KNN).....	138
Abb. 7-59: Jahressimulation mit Wetterdaten des Standorts Bologna (Italien), Jahresdauerlinien der Raumtemperatur, Nord-Zone (KNN)	138
Abb. 7-60: Jahressimulation mit Wetterdaten des Standorts Bologna (Italien), Jahresdauerlinien der Raumtemperatur, Nordwest-Zone (KNN).....	139
Abb. 8-1: Testaufbau Anschluss Sensor an WAGO-SPS	140
Abb. 8-2: Testaufbau WAGO-SPS - Bestandteile.....	141
Abb. 8-3: Testprogrammierung WAGO-SPS in CoDeDys 2.3	142
Abb. 8-4: Testprogrammierung Wonderwarezugriff auf WAGO-SPS	143
Abb. 8-5: Fuzzy-Spezifikationen für die Eingangsvariable Außentemperatur	144
Abb. 8-6: Fuzzy-Spezifikationen für die Eingangsvariable Globalstrahlung	144
Abb. 8-7: Fuzzy-Spezifikationen für die Ausgangsvariable Energiebedarf.....	145
Abb. 8-8: grafische Darstellung des Ergebnis der Fuzzy-Logik	145
Abb. 8-9: Kühlbedarf in Abhängigkeit von Temperatursummen (links) und in Abhängigkeit von Temperatur- und Strahlungssummen (mitte und rechts) mit Regressionsebene.	146

12 Tabellenverzeichnis

Tabelle 3-1: Bewertung, Regelung der Vorlauftemperatur als Funktion der Außentemperatur	19
Tabelle 3-2: Bewertung, Regelung der Vorlauftemperatur als Funktion des Mittelwerts der gleitenden Außentemperatur der letzten 24 Stunden	20
Tabelle 3-3: Bewertung, Regelung der Rücklauftemperatur als Funktion der Außentemperatur	22
Tabelle 3-4: Bewertung, Regelung der Rücklauftemperatur als Funktion des Mittelwerts der gleitenden Außentemperatur der letzten 24 Stunden	23
Tabelle 3-5: Bewertung, Regelung der Außentemperaturgeführte Regelung des Mittelwerts zwischen Vorlauf- und Rücklaufwassertemperatur	24
Tabelle 3-6: Vor- und Nachteile der Ergänzungsregelungsstrategie Raumtemperaturregelung	25
Tabelle 3-7: Vor- und Nachteile der Ergänzungsregelungsstrategie Taktbetrieb	26
Tabelle 4-1: Untersuchte Stationspaare und ihre markanten Eigenschaften	41
Tabelle 4-2: Übersicht der ermittelten Werte aus der Simulation	41
Tabelle 7-1: Kennwerte der Jahressimulation des 1. Testjahres, Nord-Zone.....	113
Tabelle 7-2: Kennwerte der Jahressimulation des 1. Testjahres, Nordwest-Zone	118