

PowerShade – Entwicklung strom- generierender Beschattungs- lösungen für energieflexible Gebäude im urbanen Raum

D. Sengl, J. Leibold, M. Trampert,
M. Wittmann, G. Lukasser,
S. Moser, R. Weitlaner,
M. Kobelrausch, A. Estaji,
Z. Kujawa, S. Wilker, T. Sauter

Berichte aus Energie- und Umweltforschung

14/2025

Impressum

Medieninhaber, Verleger und Herausgeber:

Bundesministerium für Klimaschutz, Umwelt, Energie, Mobilität, Innovation und Technologie
Radetzkystraße 2, 1030 Wien

Verantwortung und Koordination:

Abteilung für Energie- und Umwelttechnologien

Leiter: DI (FH) Volker Schaffler, MA, AKKM

Autorinnen und Autoren:

DI David Sengl, Jens Leibold MSc., DI Manuel Trampert, Maximilian Wittmann MSc.

FH Technikum Wien

Gerald Lukasser MSc., Stephan Moser MSc., Mag. Robert Weitlaner MSc.,

HELLA Sonnen- und Wetterschutztechnik GmbH

Markus Kobelrausch MSc., Alireza Estaji MEng., Zeno Kujawa BSc., DI Stefan Wilker, Ao. Univ. Prof.

Dipl.-Ing. Dr.techn. Thilo Sauter

TU Wien

Wien, 2024

PowerShade – Entwicklung strom-generierender Beschattungslösungen für energieflexible Gebäude im urbanen Raum

DI David Sengl, Jens Leibold MSc., DI Manuel Trampert, Maximilian Wittmann MSc.
FH Technikum Wien

Gerald Lukasser MSc., Stephan Moser MSc., Mag. Robert Weitlaner MSc.
HELLA Sonnen- und Wetterschutztechnik GmbH

Markus Kobelrausch MSc., Alireza Estaji MEng., Zeno Kujawa BSc., DI Stefan Wilker,
Ao. Univ. Prof. Dipl.-Ing. Dr.techn. Thilo Sauter
TU Wien

Wien, November 2023

Ein Projektbericht gefördert im Rahmen von



Vorbemerkung

Der vorliegende Bericht dokumentiert die Ergebnisse eines Projekts aus dem Forschungs- und Technologieprogramm „Stadt der Zukunft“ des Bundesministeriums für Klimaschutz, Umwelt, Energie, Mobilität, Innovation und Technologie (BMK). Dieses Programm baut auf dem langjährigen Programm „Haus der Zukunft“ auf und hat die Intention, Konzepte, Technologien und Lösungen für zukünftige Städte und Stadtquartiere zu entwickeln und bei der Umsetzung zu unterstützen. Damit soll eine Entwicklung in Richtung energieeffiziente und klimaverträgliche Stadt unterstützt werden, die auch dazu beiträgt, die Lebensqualität und die wirtschaftliche Standortattraktivität zu erhöhen. Eine integrierte Planung wie auch die Berücksichtigung aller betroffener Bereiche wie Energieerzeugung und -verteilung, gebaute Infrastruktur, Mobilität und Kommunikation sind dabei Voraussetzung.

Um die Wirkung des Programms zu erhöhen, sind die Sichtbarkeit und leichte Verfügbarkeit der innovativen Ergebnisse ein wichtiges Anliegen. Daher werden nach dem Open Access Prinzip möglichst alle Projektergebnisse des Programms in der Schriftenreihe des BMK publiziert und elektronisch über die Plattform www.NachhaltigWirtschaften.at zugänglich gemacht. In diesem Sinne wünschen wir allen Interessierten und Anwender:innen eine interessante Lektüre.

Inhaltsverzeichnis

Kurzfassung	7
Abstract	8
1 Ausgangslage.....	9
2 Projektinhalt.....	11
2.1. Szenarien und Anforderungsanalyse des Systems.....	11
2.2. Auswahl der PV- und Verschattungstechnologie.....	11
2.3. Aufbau einer Simulation der realen Umgebung	12
2.4. Modellierung einer KI zur Ertragssteigerung	13
2.5. Funktionstests der Steuerung für das Gesamtsystem	13
3 Hardwareauswahl.....	14
3.1. Die Auswahl des Sonnenschutzprodukts	14
3.2. Die PV-Aktivierung eines Raffstores	16
3.3. Herstellen eines Funktionsmusters.....	21
4 Softwareentwicklung.....	23
4.1. PV-Erträge eines PV Raffstores	23
4.2. Gebäudesimulation.....	26
4.2.1. Simulationsmodell	26
4.2.2. Validierung der Gebäudesimulation.....	28
4.3. Die KI-Steuerung des Raffstores	31
4.3.1. Ziele der KI	31
4.3.2. Softwarearchitektur RL / KI	32
4.3.3. Training	34
5 Die Erfahrung im InnovationLab	37
5.1. Das InnovationLab	37
5.2. Verwendete Modelle der Künstlichen Intelligenz	40
5.3. Monitoring	41
5.4. Vergleich der Testwochen	46
5.5. Nutzer:innenakzeptanz.....	48
5.6. Evaluierung der KI-Regelung im Testbed	50
6 Schlussfolgerungen	54
7 Ausblick und Empfehlungen	56
8 Verzeichnisse.....	57
9 Anhang A – Logbuch	60

Kurzfassung

Durch die steigende Urbanisierung in Österreich kommt es zu Herausforderungen für die ehrgeizigen Klima- und Energieziele des Landes, insbesondere für die Zielsetzung einer 100%igen erneuerbaren Stromerzeugung bis 2030. Die herkömmlichen Photovoltaik-Aufdachanlagen allein reichen oft nicht aus, um den steigenden Strombedarf in den städtischen Gebieten zu decken. Daher sind innovative Lösungen erforderlich. Der Urban-Heat-Island-Effekt verstärkt die Auswirkungen des Klimawandels, insbesondere Hitzewellen, in den urbanen Gebieten. Dies führt zu einem erhöhten Energiebedarf für die Klimatisierung der Gebäude. Sonnenschutzmodule gewinnen daher zunehmend an Bedeutung, da sie nicht nur Strom erzeugen, sondern auch den Kühlbedarf durch Beschattung reduzieren können. Eine vielversprechende Lösung besteht in der Kombination von intelligent gesteuerten Beschattungsanlagen und flexibler Photovoltaiktechnologie. Durch intelligente Regelungstechniken und den Einsatz künstlicher Intelligenz können diese Systeme die Energieflexibilität von Gebäuden im städtischen Raum steigern und den erzeugten Strom effizient nutzen. Winkelverstellbare Jalousien bieten hierbei in Kombination mit Dünnschicht-Modulen eine Grundlage für die Kopplung dieser Technologien. Intelligente gesteuerte Beschattungsanlagen spielen eine zentrale Rolle, um Überhitzung zu vermeiden, solare Gewinne zu nutzen und den Nutzer:innen eine komfortable Umgebung zu bieten. Durch die korrekte Auslegung und Auswahl von unterschiedlichen Photovoltaik-Systemen, ist es möglich, Photovoltaik kostengünstig in handelsübliche Sonnenschutzsysteme zu integrieren. Intelligente Steuerungstechniken und Modellierungen ermöglichen die Optimierung solcher PV-Beschattungssysteme für energieflexible Gebäude in urbanen Umgebungen, wodurch die Nachfrage nach Strom gedeckt, der Klimawandel bekämpft und eine nachhaltige Zukunft geschaffen werden kann. Diese Optimierung kann über die Kopplung von künstlicher Intelligenz durchgeführt werden um sich flexibel an die geforderten Szenarien wie Reduktion des Kühlbedarfes, Erhöhung der Lichtausbeute oder Erhöhung der PV-Effizienz anpassen zu können.

Im Projekt PowerShade wurden die Möglichkeiten und Grenzen der Implementierung ermittelt und der Einsatz von KI-gesteuerten Beschattungslösungen mit integrierter Photovoltaik ermittelt. Zur Auswahl eines geeigneten Modules wurden Messungen im Labormaßstab durchgeführt und die Module auf deren Effizienzverhalten in Bezug auf Temperatur- und Winkelabhängigkeit ermittelt. Durch eine Simulation sowie deren Validierung konnte ein künstliches Neuronales Netz entwickelt werden, welches auf Basis der Kühllast sowie der PV-Produktion einen optimalen Stellwinkel der Verschattung ermittelte. Die Implementierung der Steuerung bewirkte eine Effizienzsteigerung der PV um 0,9% im Gegensatz zur Cut-Off-Steuerung sowie eine Reduktion des Kühlbedarfes um knapp 40%. Um die Auswirkung der Implementierung ebenfalls für Nutzer:innen zu bewerten, wurde eine Aufzeichnung von Messdaten durchgeführt, in welcher die Steuerung die beiden Regelmethode anwendete und die Nutzer:innen alle Auffälligkeiten dokumentierten. Somit konnte festgestellt werden, dass durch die Einbindung der künstlichen Intelligenz der Nutzer:innenkomfort während der Testphase erhöht werden konnte.

Die Implementierung der Photovoltaik auf die Sonnenschutzlamellen sowie eine Regelung über die Künstliche Intelligenz zeigte somit eine Steigerung der Effizienz und eine Steigerung des Wohlbefindens im Raum. Durch eine Implementierung von weiteren Parametern in die Steuerung wie beispielsweise die Blendung oder Tageslichteintrag, könnte die Steuerung erweitert und das System durch die künstliche Intelligenz optimiert werden.

Abstract

Due to the increasing urbanization in Austria, there are challenges for the ambitious climate and energy goals of the country, especially the target of achieving 100% renewable electricity generation by 2030. Conventional rooftop photovoltaic installations alone often aren't sufficient to meet the rising electricity demand in urban areas. Therefore, innovative solutions are needed. The Urban Heat Island effect exacerbates the impacts of climate change, particularly heatwaves, in urban areas. This leads to increased energy demand for cooling buildings. Sunshade modules are becoming increasingly important as they not only generate electricity but can also reduce cooling needs through shading. A promising solution lies in the combination of intelligently controlled shading systems and flexible photovoltaic technology. Through intelligent control techniques and the use of artificial intelligence, these systems can enhance the energy flexibility of buildings in urban areas and efficiently utilize the generated electricity. Adjustable blinds, in combination with thin-film modules, provide a foundation for the integration of these technologies. Intelligently controlled shading systems play a central role in avoiding overheating, utilizing solar gains, and providing a comfortable environment for users. Through the correct design and selection of different photovoltaic systems, it is possible to integrate photovoltaics cost-effectively into standard sun protection systems. Intelligent control techniques and modeling allow for the optimization of such PV shading systems for energy-flexible buildings in urban environments, thereby meeting the demand for electricity, combating climate change, and creating a sustainable future. This optimization can be carried out through the integration of artificial intelligence to adapt flexibly to required scenarios such as reducing cooling needs, increasing daylight, or improving PV efficiency.

In the PowerShade project, the possibilities and limitations of implementation were determined, and the use of AI-controlled shading solutions with integrated photovoltaics was identified. Measurements were conducted on a laboratory scale to select a suitable module, and the modules were evaluated for their efficiency behavior with respect to temperature and angle dependency. Through simulation and validation, an artificial neural network was developed that determined the optimal shading angle based on the cooling demand and PV production. The implementation of the control system resulted in a 0.9% increase in PV efficiency compared to the cut-off control, as well as a nearly 40% reduction in cooling demand. To assess the impact of implementation for users, a recording of measurement data was conducted in which the control system applied both control methods and users documented any anomalies. It was thus determined that the integration of artificial intelligence increased user comfort during the testing phase.

The implementation of photovoltaics on the sunshade slats, along with control through artificial intelligence, demonstrated an increase in efficiency and an improvement in room comfort. By incorporating additional parameters into the control system, such as glare or daylight entry, the control could be expanded and the system optimized through artificial intelligence.

1 Ausgangslage

Die Urbanisation in Österreich verzeichnete im Jahr 2022 einen Anstieg auf 59,26%, verglichen mit 57,91% im Jahr 2016 (Mohr, 2023). Diese Zunahme der städtischen Bevölkerung spiegelt den anhaltenden Trend zur verstärkten Urbanisierung wider. Gleichzeitig hat sich das Land ehrgeizige Klima- und Energieziele gesetzt, darunter die Zielsetzung einer 100%igen erneuerbaren Stromerzeugung bis zum Jahr 2030. Dieser Fokus auf nachhaltige Energien soll dazu beitragen, die Umweltauswirkungen zu minimieren und eine nachhaltige Zukunft für Österreich zu schaffen.

Durch die zunehmende Urbanisation, also immer mehr Menschen in immer höheren Gebäuden mit immer weniger Dachflächen, wird es jedoch immer schwieriger, diese ehrgeizigen Klima- und Energieziele im urbanen Bereich zu erreichen. Die herkömmlichen Photovoltaik-Aufdachanlagen allein reichen oft nicht aus, um den steigenden Strombedarf in den Städten zu decken. Daher ist es notwendig, innovative Lösungen zu entwickeln, um alternative Wege der Stromerzeugung und -nutzung zu finden. Neue Technologien wie beispielsweise fassadenintegrierten PV-Anlagen oder Balkonmodule könnten hierbei eine wichtige Rolle spielen. Diese Systeme tragen beispielsweise dazu bei den sogenannten Plus-Energie-Standard (Schneider, et al., 2023) zu erreichen. Hierbei müssen rurale Gebiete den Bedarf von urbanen Gebieten mitdecken das österreichweite Ziel zu erreichen.

Zusätzlich werden die Auswirkungen des Klimawandels, wie beispielsweise Hitzewellen, vor allem im urbanen Bereich durch den sogenannten Urban-Heat-Island-Effekt drastisch spürbar sein. Dies führt zu einem erhöhten Energiebedarf für die Klimatisierung von Gebäuden (Errebai, et al., 2022). Angesichts dieser Herausforderungen gewinnen Sonnenschutzmodule zunehmend an Bedeutung. Diese Module erzeugen nicht nur Strom mit dem optimalen Neigungswinkel, sondern dienen gleichzeitig als Beschattung für Fenster. Dadurch kann der Kühlbedarf in den Gebäuden reduziert werden. Diese innovative Lösung trägt nicht nur zur Energieeffizienz bei, sondern hilft auch dabei, den Komfort in städtischen Gebieten zu verbessern und den Energieaufwand für die Gebäudeklimatisierung zu verringern.

Aufgrund baulicher oder rechtlicher Hürden ist es jedoch nicht immer möglich, solche Sonnenschutzmodule nahtlos zu integrieren. Aus diesem Grund hat sich das Projekt PowerShade zum Ziel gesetzt, intelligent gesteuerten Sonnenschutz, wie beispielsweise Jalousien, mit flexibler Photovoltaiktechnologie (PV) zu kombinieren. Das Ziel besteht also darin, kostengünstige und universell einsetzbare Beschattungslösungen zu entwickeln, die gleichzeitig Strom erzeugen können. Durch die Integration intelligenter Regelungstechniken, unterstützt von künstlicher Intelligenz (KI), sollen diese Systeme die Energieflexibilität von Gebäuden im urbanen Raum erhöhen. Dadurch kann der erzeugte Strom zur Deckung des Energiebedarfs genutzt oder in das Stromnetz eingespeist werden. Diese innovative Lösung ermöglicht es, den Raum effizient zu nutzen und erneuerbare Energiequellen zu erschließen, selbst in städtischen Gebieten mit begrenztem Platzangebot.

Die Grundlage für diese Innovation sollen die Beschattungsprodukte der Firma HELLA bilden. Die Integration von Photovoltaik in diese Produkte stellt jedoch große Herausforderungen an die PV-Technologie dar. Durch die Kombination der bewährten Beschattungsprodukte von HELLA mit den innovativen Eigenschaften unterschiedlicher PV-Technologien entsteht eine vielversprechende Lösung. Diese ermöglicht die effiziente Nutzung von Sonnenenergie und die Integration von Photovoltaik in bestehende Beschattungssysteme, ohne dabei auf Flexibilität, Ästhetik und

Wirtschaftlichkeit zu verzichten. Mit dieser Zusammenarbeit wird eine Synergie geschaffen, die dazu beiträgt, die Energiewende im urbanen Raum voranzutreiben und eine nachhaltige Zukunft zu gestalten.

Stand der Technik im Bereich der PV-Aktivierung von Sonnenschutz war es zugeschnittene Silizium-Module auf Raffstore-Lamellen zu legen und in einem Zeitschritt jeweils den gesamten Bewegungsbereich auf den maximalen Ertrag abzutasten und diesen Zustand anzufahren. Das bedeutet, dass der Raffstore-Behang ein paar Sekunden lang von horizontal auf maximalen Schluss fährt und dann retour auf den erkannten maximalen Ertragswinkel fährt. Diese Art der Steuerung bewirkt in jedem Zeitschritt eine Störung der Nutzer:innen durch das Verfahren der Raffstore auf audio- und optischer Basis. Zusätzlich zielt die Steuerung somit nur auf den maximalen PV-Ertrag und nicht andere, für die Nutzenden, relevante Kriterien ab (SolarGaps, 2023).

Intelligent gesteuerte Beschattungsanlagen spielen eine wesentliche Rolle zur Sicherstellung, dass Gebäude während der warmen Jahreszeit nicht überhitzen, passive solare Gewinne im Winter effizient genutzt werden und den Nutzer:innen eine komfortable und leistungsfördernde Umgebung vorfinden. HELLA hatte in einigen Vorprojekten integrale, modell-prädiktive Steuerungsansätze erforscht (Weitlaner, 2021). Diese Beschattungsanlagen reagieren dabei auf äußere Bedingungen wie Sonneneinstrahlung oder Temperatur, um den optimalen Grad an Beschattung und Belichtung zu gewährleisten. Durch die intelligente Steuerung können sie dynamisch angepasst werden, um den Komfort und die Energieeffizienz des Gebäudes zu maximieren. Dies ermöglicht es, die Sonnenenergie effektiv zu nutzen, Überhitzung zu vermeiden und gleichzeitig den Bedürfnissen der Nutzer:innen zu werden. Intelligente Beschattungsanlagen tragen somit dazu bei, energieeffiziente und angenehme Innenräume zu schaffen, die das Wohlbefinden und die Produktivität fördern.

Dieser Ansatz der intelligenten Regelung soll ebenso im Projekt PowerShade weiterverfolgt werden und durch eine Einbindung von Künstlicher Intelligenz erweitert werden, um die Parameter der Optimierung möglichst flexibel setzen zu können und eine höhere Nutzer:innen-Akzeptanz zu erreichen.

2 Projekinhalt

Ziel des Projektes war die Entwicklung von kostengünstigen und universell einsetzbarer stromgenerierender Beschattungslösungen, die durch eine KI basierte Steuerung die Energieflexibilität von Gebäuden im urbanen Raum steigern.

Modellierungen zu Ertrag, Energiebedarf und Tageslichtsituation typischer urbaner Testbeds sollen die Potentiale und mögliche Regelungsstrategien solcher PV-Beschattungssysteme für energieflexible Gebäude in Städten aufzeigen und simulieren, als Grundlage für die Umsetzung neuronaler Netze in der Steuerung dienen und in weiterer Folge Tests im Labormaßstab ermöglichen.

Die innovative Nutzung von Fensterflächen zur Stromerzeugung eröffnet hier neue Möglichkeiten mit großem Potential, welches zur Erreichung des Plusenergiestandards im dicht bebauten urbanen Umfeld erschlossen werden muss.

Somit ergaben sich für das Projekt die folgenden Ziele:

2.1. Szenarien und Anforderungsanalyse des Systems

Hierbei sollen mögliche Szenarien für den Einsatz des Systems ermittelt werden und darauf basierend Anforderungen an das System gestellt werden. Als mögliches Einsatzgebiet wurden dicht besiedelte urbane Gebiete ermittelt in welche der Plus-Energie-Standard (Schneider, et al., 2023) erreicht werden soll. Da in solchen Gebieten Aufdach-PV-Anlagen meist nicht ausreichend sind, um diesen Standard zu erreichen müssen Fassaden-PV-Systeme oder Spezialsysteme zur Energieproduktion eingesetzt werden. Zusammen mit der effizienten Gebäudetechnik und Verschattungssystemen zur Energiereduktion ist das Gesamtsystem eine kostenintensive Variante zur Erreichung dieses Standards. Daraus basierend ergab sich die kombinierte Variante als platzsparend und energieeffizient.

Aus diesen Szenarien ergaben sich diverse Anforderungen an das System. Als Kostenanforderung wurde für das System eine Mindestanforderung an die Kombination aus Fassaden-PV sowie Standard-Verschattung gewählt. Diese Grenze musste für einen wirtschaftlichen Betrieb der Anlage gewährleistet werden. Als Anforderung an die Effizienz sollte mindestens die Cut-Off Steuerung erreicht werden, da diese die derzeit am Markt gängige Steuerung für Verschattungssysteme darstellt. Hierbei wird jeweils der Cut-Off-Winkel des Sonnenstandes eingestellt, um direkte Sonneneinstrahlung in den Raum zu vermeiden. Durch die Integration der KI sollte jedoch ebenso der Kühlbedarf sowie die PV-Erzeugung optimiert werden.

2.2. Auswahl der PV- und Verschattungstechnologie

Die PV-Aktivierung heute bekannter und gegenwärtiger evolutionärer Sonnenschutzprodukte wurde systematisch untersucht. Von Raffstores, Rollos (Senkrechtmarkisen) über Rollläden und Schiebeläden sind deutliche Funktionsbeschränkungen (Solar-Tracking Funktion eines Raffstores versus fixiert vertikal gestellte Stäbe eines Rollladens) ersichtlich. Gleichzeitig vereinfacht sich die PV-Integration, v.a. der Stromsammlung, ohne die Raffstore-Rotationsfreiheitsgrade bei z.B. einem Schiebeläden. Das

- bis zu 20.000fache - Aufrollen des Behangs im Produktsegment der Senkrechtmarkisen stellt hingegen die maximale Anforderung an die flexible PV-Vollintegration dar. Ein PV aktivierter Raffstore wurde als Funktionsmuster erstellt, in den Realbetrieb des InnovationLabs integriert und über eine Zeitreihe gemessen.

Um die Vorteile beider Systeme bestmöglich zu verknüpfen, müssen die Anforderungen der Verschattungs- und PV-Technologie aufeinander abgestimmt werden und eine bestmögliche Kombination der Systeme ermittelt werden.

Zur Auswahl des Verschattungssystems wurden unterschiedliche Jalousiearten und Verschattungsmöglichkeiten untersucht und miteinander verglichen. Hierzu wurde eine FMEA-Analyse der Systeme durchgeführt. Hierbei wurde darauf geachtet, dass die Verschattungslösung durch Integration eines PV-Modules nicht in der Funktion beeinträchtigt wird und nachfolgende Komponenten wie Getriebe und Seilzüge nicht durch die mechanische Belastung an Qualität Einbuße tragen.

Ein Vergleich unterschiedlicher PV-Technologien führte zu einer Auswahl an unterschiedlichen Modultypen. Durch Messungen an den unterschiedlichen PV-Modulen und der Ermittlung der Winkel- und Temperaturabhängigkeit konnte eine Aussage über die Eignung zur Kombination mit Verschattungssystemen gemacht werden. Zusätzlich wurden das Gewicht sowie die Dicke der Module in die Betrachtung mit einbezogen.

2.3. Aufbau einer Simulation der realen Umgebung

Der Aufbau einer Simulationsumgebung trug dazu bei, die möglichen Erträge des Gesamtsystems zu ermitteln und die Grenzen für die optimale Funktion festzulegen. Zusätzlich diente die Simulationsumgebung dem Training der KI, um diese im weiteren Verlauf möglichst an eine reale Umgebung anzupassen und eine direkte Implementierung zu ermöglichen.

Die Simulation der PV-Raffstore-Erträge wurde mittels des Simulationsprogramms BIMSolar und PVSites in welche lokale Wetterdatensätzen eingespielt wurden durchgeführt. Die so ermittelten stündlichen Ertragswerte stellten je nach Steuerstrategie, wie Cut-Off Steuerung oder Ertragsoptimierung die Randbedingungen des KI gesteuerten PV Raffstores dar: Die Cut-Off-Steuerung als heutiger Stand der Technik diente als Baseline und die Ertragsoptimierung den theoretisch maximalen Output ohne Berücksichtigung der widersprüchlichen Anforderungen and das Fenster, wie beispielsweise Tageslicht und Durchsicht.

Zum Training der KI und Implementierung in die reale Umgebung wurde das Simulationsprogramm TRNSYS18 verwendet. Diese Umgebung ermöglichte die Abbildung der Umgebung in einer dynamischen Simulation im 15 Minuten-Takt. Die Validierung der Simulation wurde mithilfe aufgezeichneter Messdaten im InnovationLab durchgeführt und damit die Relevanz der KI-Trainingsdaten untersucht und fehlerhafte Trainingsdaten eliminiert.

2.4. Modellierung einer KI zur Ertragssteigerung

Auf Basis der Simulation wurde eine KI entworfen, die basierend auf unterschiedlichen Parametern den optimalen Stellwinkel des Verschattungssystems ermitteln sollte. Zur Verknüpfung der beiden Elemente KI und TRNSYS (Training und Validierung der KI) wurde eine MQTT-Verbindung aufgebaut. Hierbei wurden unterschiedliche Modellvarianten mit unterschiedlicher Komplexität entworfen, um einerseits die Funktion der Kopplung und andererseits den Lerneffekt der KI zu ermitteln.

Die KI basierte hierbei auf einem Reinforcement-Learning (RL) Ansatz, welcher es ermöglichte, die Steuerung mittels Trainingsdatensatz anzulernen. Ebenso konnte durch das RL auch eine Verbesserung der Regelung während der Betriebszeit ermöglicht werden, indem Rewards je nach Entscheidung definiert wurden.

2.5. Funktionstests der Steuerung für das Gesamtsystem

Um das Gesamtsystem auf die Funktion und das Verhalten zu prüfen, wurde eine MQTT-Verbindung zwischen der KI und einem real implementierten PV Raffstore hergestellt. Diese Verbindung sollte das Optimierungspotenzial des Gesamtsystems in Verbindung mit Künstlicher Intelligenz ermitteln. Während der Testphase wurden Nutzer:innenerhebungen durchgeführt, um die Auswirkungen der verschiedenen Regelungen auf die Nutzer:innen zu ermitteln. Dabei wurden qualitative Aussagen über den Raumkomfort und inwiefern dieser durch die implementierten Regelungen beeinträchtigt oder gesteigert wurde erfasst.

Die Ergebnisse aus diesen Testphasen wurden für die Validierung der Steuerung sowie der Künstlichen Intelligenz herangezogen. Hierbei wurde speziell die Genauigkeit der Regelung sowie das Lernverhalten als Kriterien in Betracht gezogen.

3 Hardwareauswahl

3.1. Die Auswahl des Sonnenschutzprodukts

Nach der konzeptionellen Analyse verschiedener Beschattungslösungen wurde das Produktsegment Raffstore ausgewählt. Innenliegende, also raumseitige Produkte wie z.B. Vertikaljalousien oder Innenjalousien wurden ausgeschlossen, da hinter der Fensterverglasung die Erträge deutlich reduziert sind. Aufzurollende Produkte wie Senkrechtmarkisen wurden ausgeschlossen, da das Rollverhalten für jede untersuchte und heute bekannte PV-Lösung bei bis zu 20.000 Aufrollzyklen - als Lebensdauieranforderung - irreversibel beschädigend wirkt. Schiebeläden, Klappläden, als Hybridlösung zwischen Schiebeläden und Solartracking Funktionalitäten eines Raffstores wurden nach Evaluierung ausgeschlossen. Großflächige Verschattungslösungen, welche beispielsweise zur Überdachung von Dächern, Eingangsbereichen oder Außenbereichen verwendet werden, wurden untersucht und dann innerhalb des Projekts ausgeschlossen.

Zur komprimierten Betrachtung wurden die unterschiedlichen Systeme inklusive deren Merkmale und möglichen PV-Implementierungen in der folgenden Tabelle 1 dargestellt. Hierbei wurde für die Reihenfolge der Eignung speziell auf die benötigten Eigenschaften für das Projekt geachtet und somit ein System für eine bestmögliche Implementierung von PV-Modulen sowie einer Steuerung mittels Künstlicher Intelligenz als best-geeignet betrachtet. Auf Grund der ähnlichen Eigenschaften zwischen Klappläden und Schiebeläden-Systemen wurden diese in der Tabelle zusammengefasst und lediglich eine Betrachtung für verstellbare Lamellen der Systeme mit einbezogen. Die Freiheitsgrade beschreiben hierbei in oder um wie vielen Ebenen sich das System Translatorisch (T) oder Rotatorisch (R) verändern kann. Desto höher diese Zahl, desto flexibler ist das System.

Tabelle 1: Charakteristika der betrachteten Systeme

#	Benennung	Funktion	PV-Integration	Freiheitsgrade (DOF)
1	Raffstore	• Verdunkelung • Abdunkelung • Teilverschattung • Regulierung des Tageslichteintrages • Verhindert passives überhitzen	• Erhöhte Stabilität durch Lamellen und Führungsschiene • Eingeschränkter Bereich durch Tragleiter und Eigenverschattung der Lamellen	2 DOF: 1 DOFR 1 DOFT
2	Schiebe- oder Klappläden mit verstellbaren Lamellen	• Verdunkelung • Abdunkelung • Teilverschattung • Regulierung des Tageslichteintrages • Verhindert passives überhitzen	• Erhöhte Stabilität durch Lamellen und Führungsschiene • Erhöhte Kosten durch verstellbare Lamellen • Eigenverschattung bei gewissen Winkeln	2 DOF: 1 DOFR 1 DOFT
3	Schiebe- oder Klappläden mit fixen Lamellen	• Verdunkelung • Abdunkelung • Teilverschattung (eingeschränkt) • Verhindert passives überhitzen	• Erhöhte Stabilität durch Lamellen und Führungsschiene • Eingeschränkte Verstellmöglichkeiten der KI durch nur einen DOF	1 DOF: 1 DOFR (Klappläden) 1 DOFT (Schiebeläden)
4	Senkrechtmarkise	• Verdunkelung • Abdunkelung • Teilverschattung (eingeschränkt) • Verhindert passives überhitzen	• Geringere Stabilität der Membrane • Hohe Eignung für Dünnschicht PV, benötigt jedoch erhöhte Flexibilität auf Grund des Aufrollens	1 DOF: 1 DOFT

Auf Basis dieser Auswertung wurden Konzepte für die Integration von PV-Modulen auf die Lamellen der Raffstore entworfen. Im Zuge einer FMEA-Analyse wurden kritische Prozesse, Produktcharakteristika und Systemcharakteristika ermittelt und bewertet

Die PV aktivierten Raffstore dürfen gegenüber dem heute bekannten Produkt in ihrer Funktionalität nicht eingeschränkt werden. Ebenso darf die Lebensdauer und die mechanische Widerstandsfähigkeit nicht reduziert werden. So muss die Belastbarkeitsanforderungen gemäß ÖNORM EN 13659 erfüllt werden:

- Das Produkt muss einer Windklasse 2 standhalten können. Dies entspricht unter Berücksichtigung eines Sicherheitsfaktors von 1,5 einem Flächendruck von 100N/m². Das Produkt darf bei Beaufschlagung dieser Last nicht beschädigt werden.
- Durch den Aufschlag einer Stahlkugel mit einem Gewicht von 0,5kg und einer Fallhöhe von 0,45m darf die Funktionsfähigkeit des Produktes nicht beeinträchtigt werden.
- Die Torsion und Biegung einer PV-Lamelle muss mindestens der Belastbarkeit aktueller Lamellen entsprechen.

Die wichtigsten Erkenntnisse der FMEA-Analyse lagen jedoch darin, dass sich die größten Risiken des Behanges im Getriebe des Behanges sowie in der Stromabnahme des Systems befanden. Diese beiden Komponenten stellen im Gesamtsystem Verschleißteile dar, welche durch eine Integration von PV-Modulen einer erhöhten Belastung ausgesetzt wurden und somit eine geringere Lebensdauer als Folge hatten. Um diese Risiken zu minimieren, wurden die beiden Komponenten gesondert betrachtet und Belastungstests sowie Konzepte für deren Verstärkung ermittelt.

Weitere Risiken ergaben sich durch eine Teilverschattung beziehungsweise Eigenverschattung der Lamellen bei unterschiedlichen Sonnenständen. Geprüft wurde, ob auf Grund der potentiellen Verschattungsszenarien des Produktaufbaues teilverschattete Bereiche durch Bypass-Dioden geschützt werden müssen und wie komplett verschattete Bereiche auf das PV-System wirken. Auf Grund der potentiell höheren Verschattungsgefahr im hinteren Bereich von Lamellen oder generell bei „tiefer“ liegenden PV-Elementen am Produkt wurde geprüft, ob es notwendig ist, diesen Bereich nicht mit PV zu aktivieren.

Eine Teilverschattung kann durch folgende Szenarien zustande kommen:

- Der Behang wird nicht komplett ausgefahren.
- Teilverschattung durch die Laibung
- Gegenseitige Teilverschattung durch die Lamellen
- Teilverschattung auf Grund vorgestellter Gegenstände/Gebäude
- Verschmutzung

Zur Ermittlung dieser Risiken wurde ein Prototyp entwickelt welcher Aussagen über das Verschattungsverhalten geben sollte sowie eine optimale Modulplatzierung zur Reduktion der Eigenverschattung darstellte.

3.2. Die PV-Aktivierung eines Raffstores

Auf Basis der Konzeptentwicklung wurden über eine Herstellerrecherche unterschiedliche PV-Module vorausgewählt, um diese im Labor der FH Technikum Wien auf deren winkelabhängige Erträge und Temperaturabhängigkeiten zu untersuchen.

Der Testaufbau ließ sich winkelabhängig verstellen sowie die Temperatur und erzeugte Leistung der Module messen. Ein Prinzipschema des Testaufbaus ist in der nachfolgenden Abbildung 1 dargestellt.

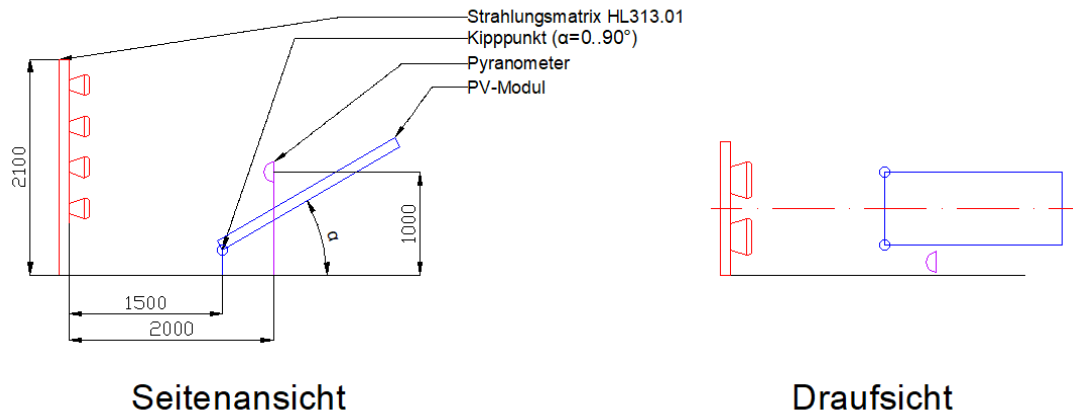


Abbildung 1: Prinzipschema der Modulmessungen mit besonderem Hinweis: das z.B. horizontale Modul ($\alpha=0$) sieht die Strahlungsquelle zwischen 5° und ca. 45° Höhe.

Für die Messung wurden die Module nacheinander auf ca. 20°C abgekühlt und in die Vorrichtung wie unten ersichtlich eingespannt, um die Winkel verstellen zu können. Anschließend wurden die Module so lange mit den Strahlern beleuchtet, bis diese eine Temperatur von 50°C erreichten. Nach dem erneuten Abkühlen wurde der Winkel verstellt und die Messung wiederholt. Durch diese Messung konnten die Wirkungsgrade für unterschiedliche Winkel und unterschiedliche Temperaturen berechnet werden und sind vergleichsweise in Abbildung 3 dargestellt. Die Messung wurde so ausgelegt, dass diese eine möglichst praktikable Kenngröße für die spätere Anwendung der Module aufweist. Demnach wurde der Strahler so gewählt, dass der mittlere Einfallswinkel zwischen 0° und 45° auf das Modul erreicht werden. Dieser Einfallswinkel soll ebenfalls den Sonnenstand übers Jahr simulieren und somit einen mittleren Wirkungsgrad pro Modulwinkel über ein Jahr Sonnenverlauf zeigen. Vergleichbar ist dieser Wert mit dem mittleren Himmel gemäß Norm DIN 5034, welcher ein langjähriges Mittel aus allen Himmelszuständen abbildet. Für die Messung der Module wurde eine Strahlungsmatrix HL313.01 der Firma G.U.N.T. Gerätebau GmbH verwendet. Diese Strahlungsmatrix weist ein Lichtspektrum mit zu hohem Rotanteil auf und ist daher nicht für Norm-Messungen der Module geeignet. Da die Messungen jedoch nur zum Vergleich der Module untereinander verwendet werden soll und die Messung nicht unter normativen Bedingungen stattfindet, kann die Matrix für den Versuchsaufbau herangezogen werden. Der Aufbau ist in der Nachfolgenden Abbildung 2 inklusive der Lichtverteilung der Leuchte FEH 1000W R7s dargestellt.

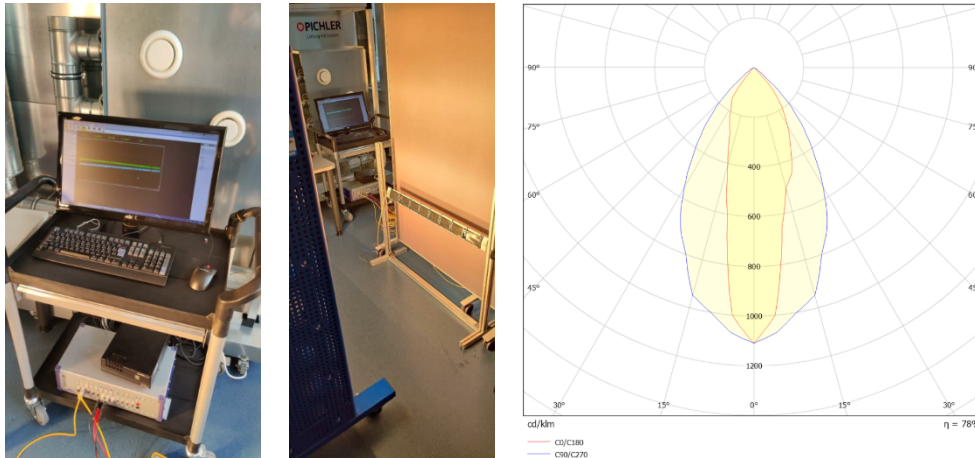


Abbildung 2: Aufbau der Modulmessungen mit Lichtverteilung der verwendeten Leuchte FEH 1000W R7s

Aus den gemessenen Werten für die Spannung U , den Strom I sowie die Einstrahlung E , konnte anschließend über Formel 1 der Wirkungsgrad η für die jeweilige Temperatur und Winkel ausgerechnet werden. Um die Werte auf einen vergleichbaren Anteil zu beziehen, wurde die Leistung jeweils durch die Modulfläche A dividiert.

$$\eta = \frac{U \cdot I}{E \cdot A} \quad 1$$

Gewichts- sowie mechanischen Anforderungen an die Integration erlaubten lediglich Organische PV-Module (OPV), Dünnschicht PV-Module (CIGS) sowie schmale Silizium Module (Si) oder amorphe Silizium Module (aSi). Aus wettbewerblichen Gründen wurde im weiteren Verlauf sowie in Abbildung 3 auf die Nennung von Herstellern verzichtet und für die Unterscheidung nur die Anfangsbuchstaben dieser sowie die Modularten verwendet. Gleiche Anfangsbuchstaben deuten hierbei nicht auch gleiche Hersteller.

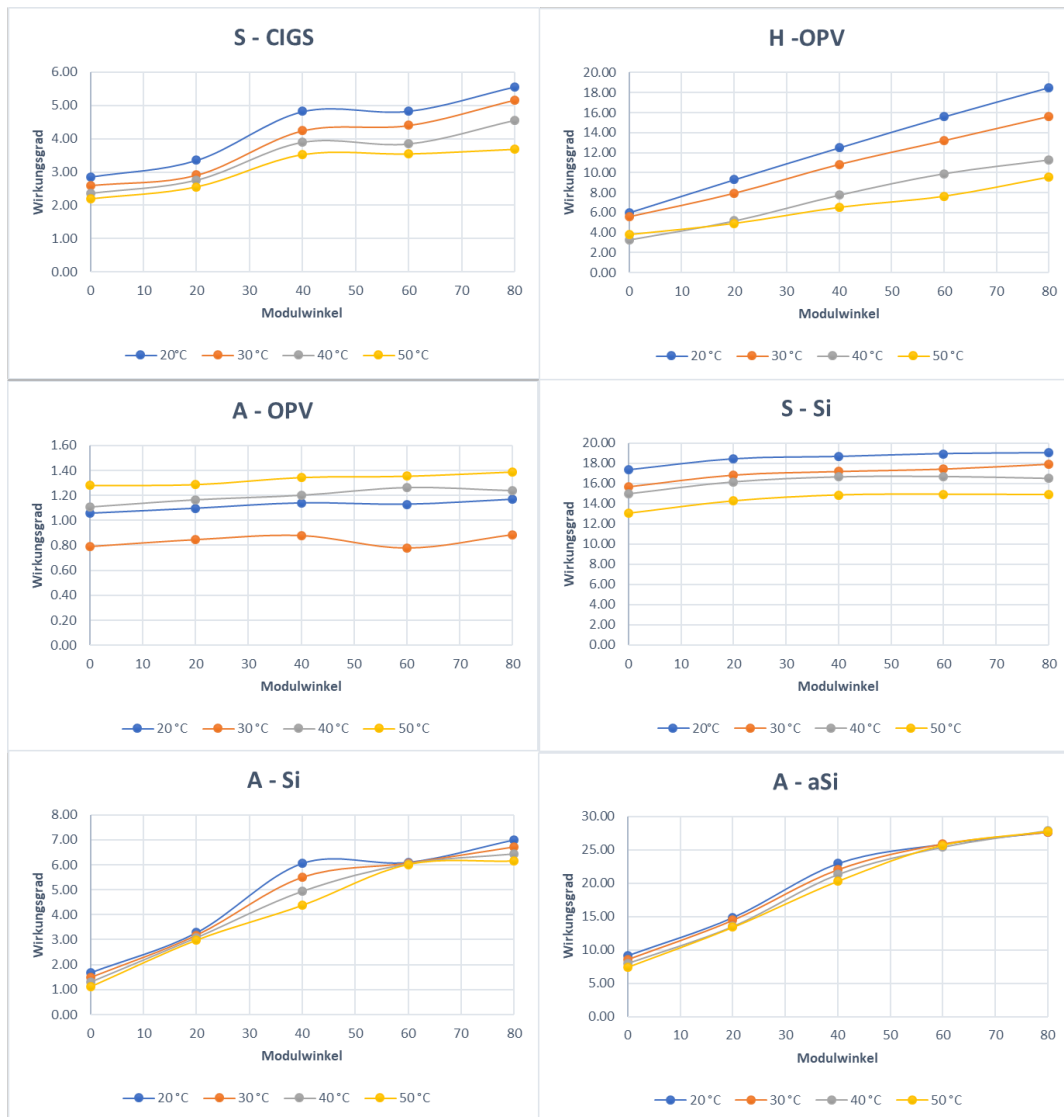


Abbildung 3: Vergleich der gemessenen Module mit Messsystem-spezifischer Winkel und Temperaturabhängigkeit

Der Vergleich aus Abbildung 3 zeigt, dass das A-aSi PV-Modul den höchsten, messsystemspezifischen Wirkungsgrad von 27% erreichte. Wie erwähnt, stellt dieser Wirkungsgrad keinen unter Normbedingungen gemessenen Wirkungsgrad dar, sondern lediglich einen Vergleichswert durch gleiche Bedingungen bei den Messungen. Trotzdem überrascht dieser hohe Wirkungsgrad und liegt vermutlich daran, dass durch die spezielle Beschichtung des Modules mehr Strahlung in die aktive Schicht gelangt. Das A-OPV-Modul wies den geringsten Wirkungsgrad von maximal 1,4% auf.

Im Verlauf der Diagramme ist ebenfalls zu erkennen, dass der Winkel einiger Module lediglich zwischen 0 und 40° einen starken Einfluss auf den Wirkungsgrad hat. Im Winkelbereich 40 bis 80° ergeben sich vergleichsweise nur leichte Schwankungen in den Erträgen.

Aus Ergebnissen der steigenden Temperatur ließ sich erkennen, dass das Modul S-Si die geringsten Wirkungsgradeinbuße pro Kelvin Temperatursteigung aufwies. Bei diesem Modul lagen die Einbuße lediglich bei 0,1 %/K. Vergleichsweise waren die anderen Module mit Werten zwischen 0,5 %/K und 0,14 %/K eher Temperaturabhängig, was sich bei der gemessenen Temperatur auf Wirkungsgradschwankungen von knapp 8% auswirkt.

Auf Basis dieser Auswertungen konnte eine Korrelation zwischen den Winkeln und der Temperatur der Module hergestellt werden. Diese Korrelationsauswertung für jedes Modul ist in der folgenden Abbildung 4 dargestellt. Hierbei wurden die Wirkungsgrade normalisiert, um eine Degradierung ersichtlicher und zwischen den Modulen vergleichbar darzustellen.

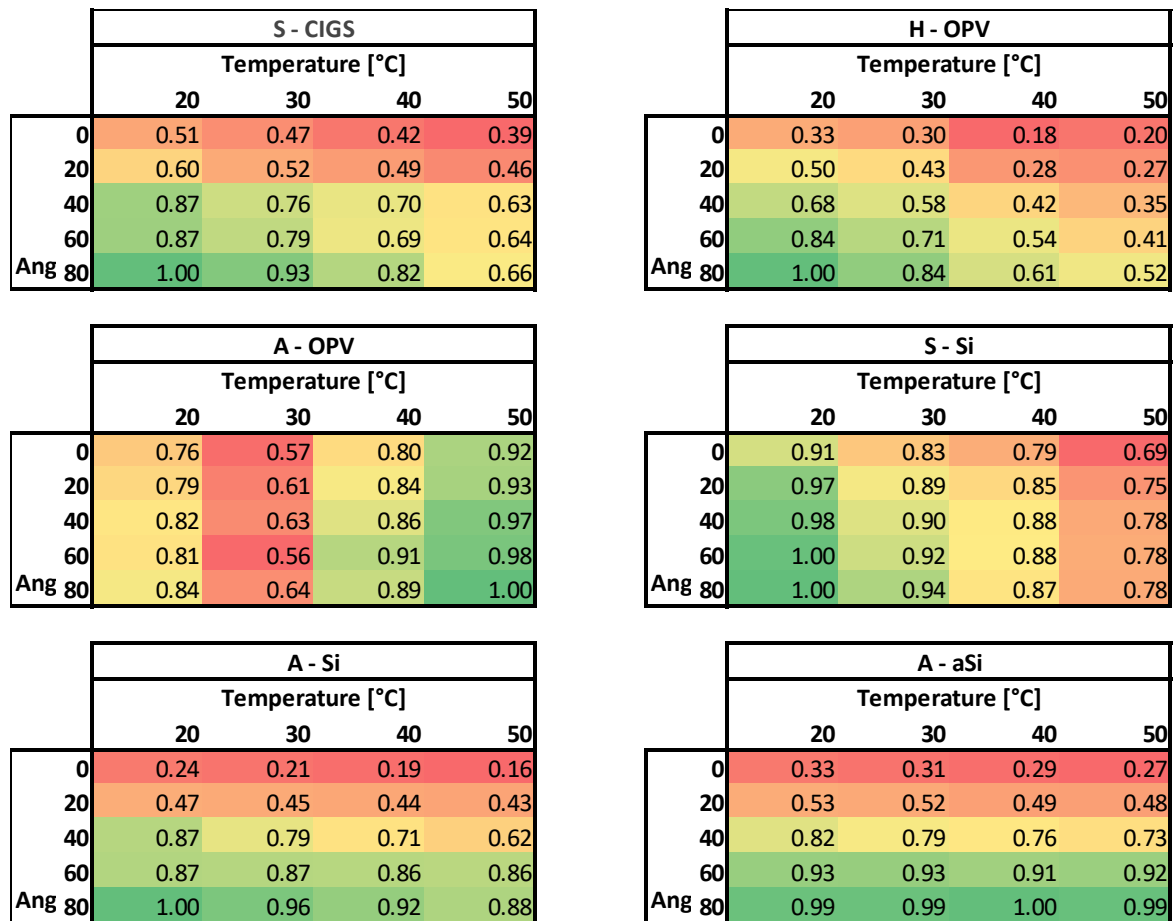


Abbildung 4: Normalisierter, messsystemspezifischer Wirkungsgrad der gemessenen Module in Korrelation Winkel zu Temperatur

Auch hier ist ersichtlich, dass die meisten Module mit steigender Temperatur und abnehmendem Modulwinkel (d.h. auch größer werdendem, mittleren Einfallswinkel) an Wirkungsgrad einbüßen. Eine Ausnahme bildet das A-OPV-Modul, welches höhere Erträge bei höheren Temperaturen erzielt. Da es sich jedoch bei diesem Modul um Ströme im μA -Bereich und Wirkungsgrade um die 1% handelt, wird hierbei von einem Messfehler ausgegangen. Um diese Annahme zu bestätigen, müsste jedoch eine Messung unter Normbedingungen für das Modul durchgeführt werden.

Zur Einbindung in die reale Umgebung wurde auf Grund der guten Temperaturabhängigkeit sowie der hohen Wirkungsgrade das Modul S-Si verwendet, um dieses zu Messen und mit den Ergebnissen der Simulation zu vergleichen.

3.3. Herstellen eines Funktionsmusters

Für ein erstes Funktionsmuster wurden maßgefertigte CIGS-PV-Module (S-CIGS) auf einem ARB80 Raffstore (HELLA) aufgebracht. Diese Module hatten durch die Maßfertigung den Vorteil, dass Tragschienen sowie Bereiche mit erhöhter Eigenverschattung im hinteren Bereich der Lamelle ausgespart werden konnten. Zusätzlich wurde durch die CIGS-Technologie eine erhöhte Flexibilität erreicht, welche es ermöglichte, die Module an die abgerundete Lamellenform zu kleben. Abbildung 5 zeigt die Delamination des Systems durch Eigenspannungen des folierten Moduls. Fazit aus diesem Versuch war, dass für die Aufbringung und Verkapselung geeignete Methoden definiert werden müssen, die einerseits die wirtschaftliche Produktion als auch eine lange Lebensdauer der Produkte gewährleisten. Generell zeigte sich, dass die aufstrebende PV-Branche sich auf fixe Standardmodulgrößen spezialisiert und Sonderlösungen aktuell unmotiviert bearbeitet werden.



Abbildung 5: Lamellenabmessungen sowie gewählte Module für eine ARB80 Lamelle

Abseits der Dünnschichtmodule dienen wie in Abbildung 6 dargestellt noch PV-Module auf Siliziumbasis (A-Si und S-Si) als Ergänzung des Testbeds. Auf Grund des höheren Eigengewichtes und der größeren Bauhöhe sind diese Module jedoch für eine Serienproduktion problematisch und erschweren die Integration in das Gesamtsystem.



Abbildung 6: PV-Module A-Si und S-Si

Einschränkungen durch Raffstore nach dem Stand der Technik ergaben sich für PowerShade daraus, dass nur der gesamte Behang komplett gesteuert werden kann, ohne dass Lamellen einzeln rotierbar sind. In Hinblick auf die Realisierung eines PV-Raffstores ist dies offensichtlich nachteilig. Hinsichtlich der Stromsammlung am PV-Raffstore Lösung gibt es einige Vielzahl technischer Herausforderungen. Als möglicher Lösungsansatz sind Schleifkontakte und Kabelverbindungen trivial, aber nicht optimal. Eine schematische Darstellung eines Schleifkontaktsystem in einem abschnittsweise (Anm.: siehe oben Eigenverschattung durch Sonnenschutzkasten) PV aktivierten Raffstores zeigt Abbildung 7.

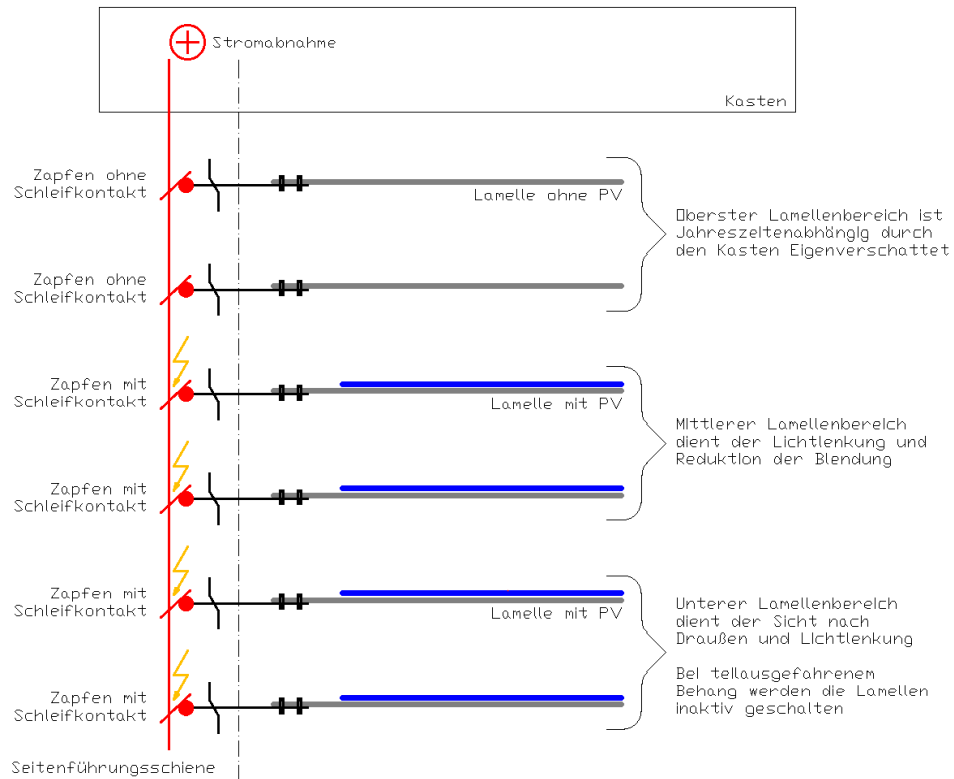


Abbildung 7: Schematische Darstellung für einen 3-teiligen Behang

Als Funktionsmuster wurde ein ARB80 Behang mit Dünnschichtmodulen gewählt (Abbildung 8). Eine Detailbetrachtung der Stromabnahme wurde im Zuge des Projektes nicht durchgeführt, wird jedoch weiterverfolgt.



Abbildung 8: Funktionsmuster der PV-Integrierten Verschattungslösung - HELLA-ARB80-PV1

4 Softwareentwicklung

4.1. PV-Erträge eines PV Raffstores

Zur Ermittlung der spezifischen Erträge der PV-Module sowie zur Simulation der Auswirkung der Stell- und Einstrahlwinkel und der Eigenverschattungen wurde mit der Software PVSites sowie BIMSolar gearbeitet. Über lokale Jahresklimadaten (*.epw Files) wurde auf für jede tageshelle Stunde des Jahres der Ertrag pro erlaubter Winkelstellung (in 5° Schritten) ermittelt. Aus diesen stündlichen Werten konnte der Ertrag für die heute übliche Cut-Off Steuerung mit jener verglichen werden, die zu jeder Stunde den maximalen Ertrag liefert. Der Vergleich mit einer statisch fixierten, fassadenintegrierten PV ist mit diesen stündlichen Werten ebenso möglich. Das verwendete Modell für die Ermittlung der Winkel ist in Abbildung 9 dargestellt

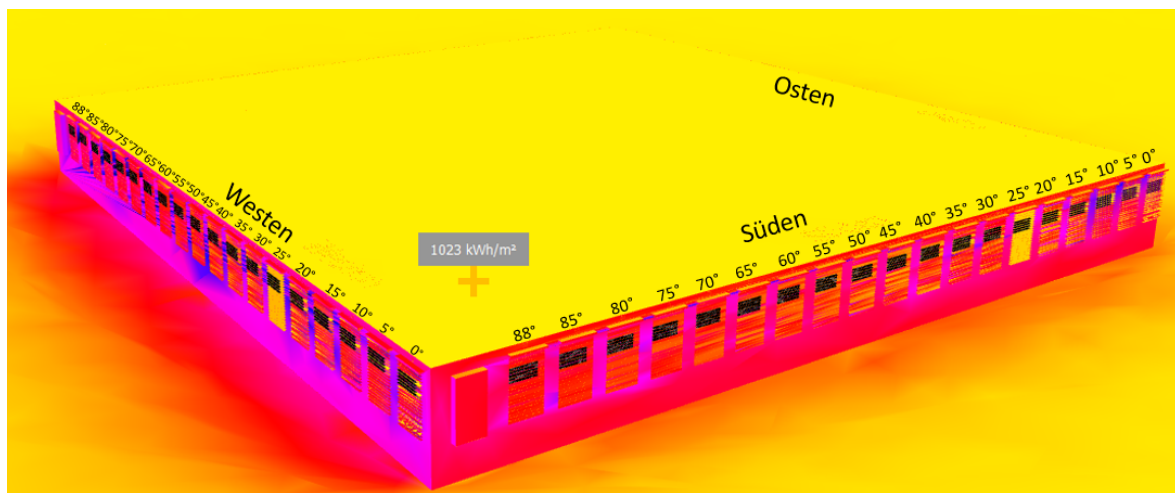


Abbildung 9: Darstellung des Geometrie Modell in PVSites

Wie in Abbildung 10 zu sehen ist, wurden im Cut-Off-Modus alle Winkel verwendet, um der Sonne zu folgen, während im Ertragsoptimierungs-Modus hauptsächlich Winkel zwischen 40° und 90° (Anm.: 0° entspricht der horizontal gestellten Lamelle) verwendet wurden. Auch während der Sommermonate im Cut-Off-Modus betrug der Winkel meistens 0°, da die >42° hohe Sommersonne von der horizontalen Lamelle abgeschirmt wird.

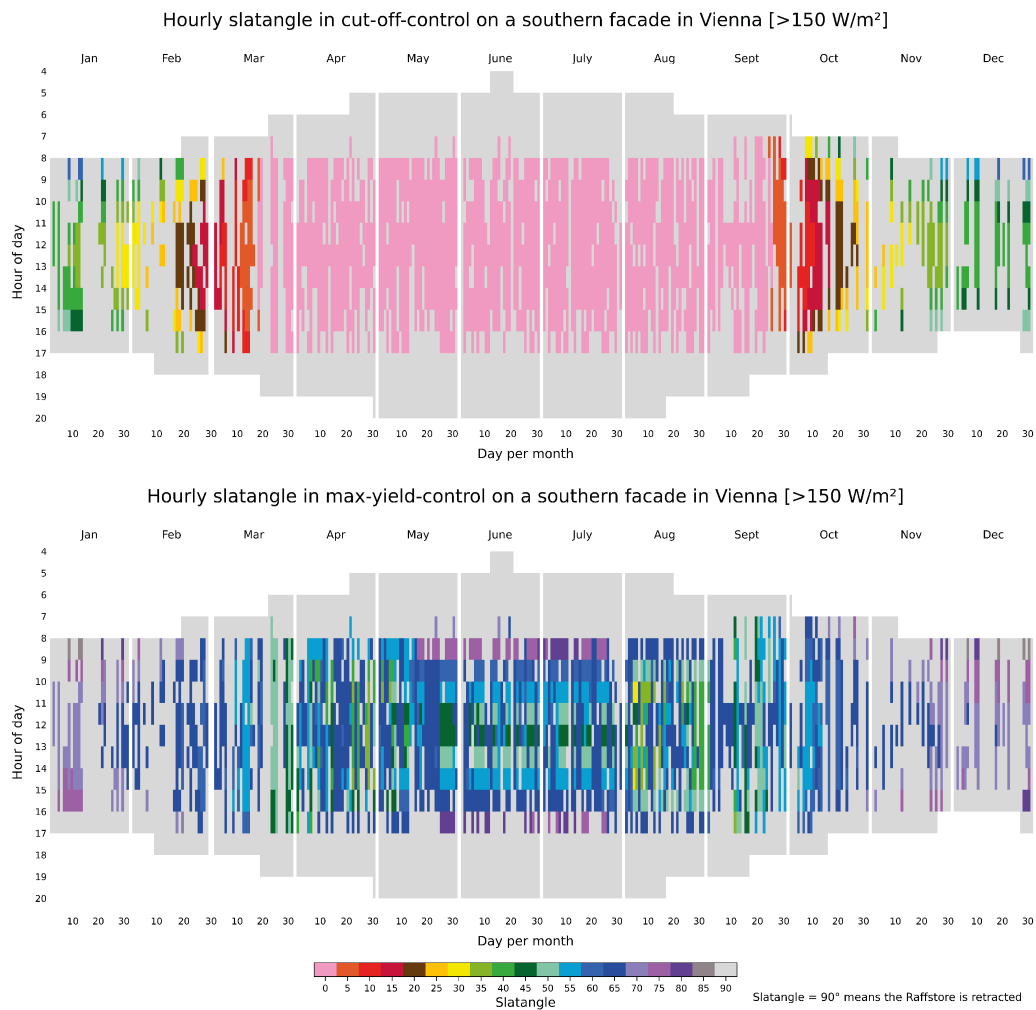


Abbildung 10: Farbenkodierte, stündliche Stellwinkel für das Wetterfile Wien.epw für einen südseitig montierten Raffstore in (oben) Cut-Off Steuerung und (unten) in Ertragsoptimierungs-Steuerung

In Abbildung 11 ist ersichtlich, dass während in der Cut-Off-Strategie im Sommer der Ertrag aufgrund der Eigenverschattung der Lamellen recht niedrig ist, bleibt er in der Ertragsoptimierung das ganze Jahr über konstant. Obwohl sich die Winkel bei der jährlichen Prognose der Ertragsoptimierung nicht so stark ändern, ist der Ertrag viel höher als in der Cut-Off-Strategie. Daher können die Grenzen zwischen den beiden Regellogiken als Anforderung für die implementierte KI festgelegt werden, um Werte zwischen der Cut-Off- und der Ertragsoptimierung sowohl für die PV-Produktion als auch für den Kühlbedarf zu erreichen.

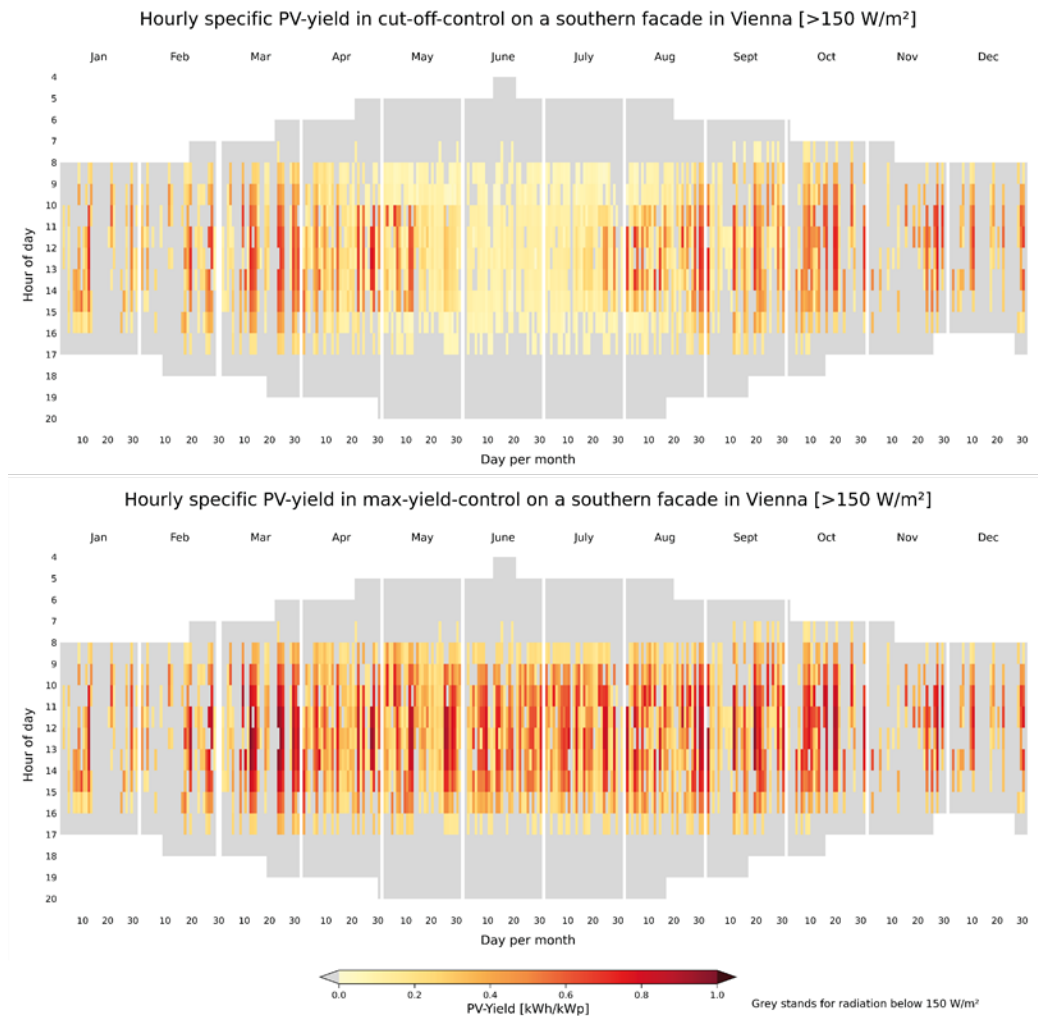


Abbildung 11: Erzielter, stündlicher Ertrag für (oben) Cut-Off Steuerung und (unten) ertragsoptimier Steuerung

Der Jährliche Ertrag der PV-Module variiert stark mit der Wahl der Regellogik und des Systems zwischen 422 kWh/kWp und 727 kWh/kWp . Diese Grenzen wurden für die weitere Betrachtung der KI herangezogen und stellten wirtschaftliche Randbedingungen der Anlage dar. Zusätzlich wurden die Ergebnisse auf eine Fläche von $1,5 \times 1,5 \text{ m}$ skaliert, um ein bestehendes Fenster und dessen Ertrag darzustellen. Hier wird nun ersichtlich, dass auf Grund des geringeren Wirkungsgrades und der geringeren Flächendichte auf den PV-Lamellen die direkt in die Fassade vertikal integrierte PV höhere Erträge erzielte (Tabelle 2).

Tabelle 2: Vergleich der Erträge bei unterschiedlichen Regelszenarien und Integration

Ertrag	Cut-Off	Ertragsoptimierung	Fassade
kWh/kWp/a	422	727	678
kWh pro $1,5 \times 1,5 \text{ m}$	146	251	336

4.2. Gebäudesimulation

4.2.1. Simulationsmodell

Durch die Simulation der Kopplung zwischen dem Gebäude und dem Beschattungssystem wird der Zusammenhang zwischen dem Kühlbedarf und der Produktion des Systems klarer. Für die Simulation wird TRNSYS18 verwendet. Die Simulation basiert auf einem InnovationLab-Büro mit 4 Arbeitsplätzen, welches genauer in Kapitel 5.1 beschrieben ist. Nach der Simulation und der Validierung der entsprechenden Werte wird eine Kopplung zwischen TRNSYS18 und dem Reinforcement Learning (RL) hergestellt, indem Type277 eingebunden und eine MQTT-Verbindung zwischen den beiden Komponenten ermöglicht wird. Type277 koppelt dabei die Ausgaben, die TRNSYS für die Simulation benötigt, und die Eingaben, die TRNSYS durch Berechnung für jeden Zeitschritt über MQTT mit dem RL erzeugt. Die Struktur der Simulation und die verwendeten Parameter sind in Abbildung 12 dargestellt.

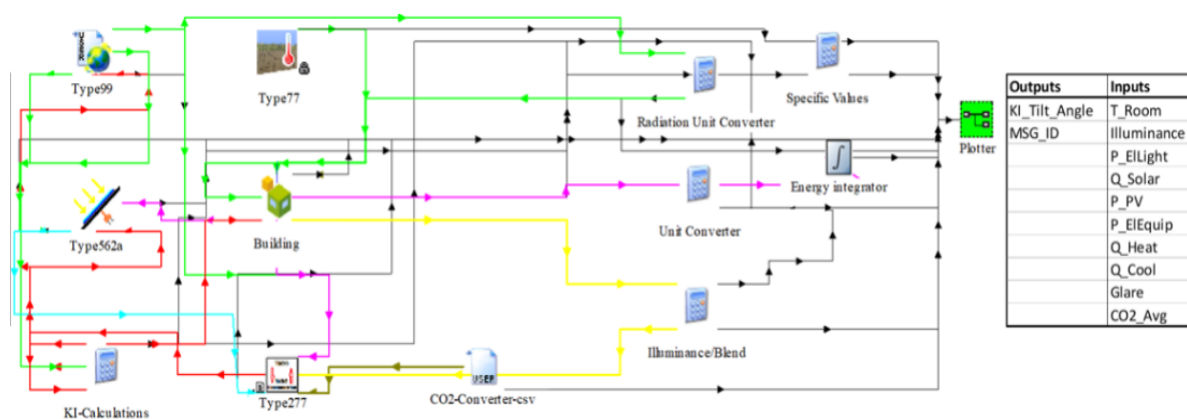


Abbildung 12: TRNSYS18-Simulation und verwendete Parameter

Die in Abbildung 12 dargestellten Outputs beschreiben hierbei die vom RL bereitgestellten Informationen über den optimalen Lamellenwinkel. Die Inputs beschreiben alle möglichen Parameter welche der Energiebedarf, die Beleuchtungsintensität und die Blendung beeinflussen. Anhand dieser Parameter sowie der Gewichtung durch das RL soll im Weiteren der optimale Winkel bestimmt werden.

Als Basis eines Vergleiches wurde das Innovation-Lab der HELLA-Sonnenschutz GmbH herangezogen und in die Simulation implementiert. Eine Gegenüberstellung des Simulationsmodelles sowie des tatsächlichen Modelles ist in der untenstehenden Abbildung 13 dargestellt.

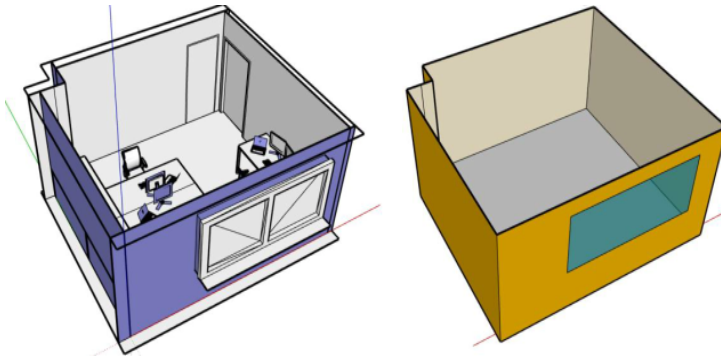


Abbildung 13: Modell InnovationLab (Links) im Vergleich zum TRNSYS Modell (Rechts)

Nach der Implementierung des Modelles in TRNSYS wurden alle Materialien sowie die internen Lasten (PCs, Beleuchtung und Personen) in das Modell eingespielt, um möglichst reale Simulationsergebnisse zu erhalten. Neben der Büronutzung und deren interne Lasten sind auch für Wohnnutzung interne Wärmegewinne bzw. -lasten abgebildet, um das System möglichst dynamisch abzubilden. Zuletzt wurden unterschiedliche Fenstertypen in das Modell eingespielt, welche die diversen Verschattungsstellungen der Lamellen simulieren sollten. Diese Einstellungen sollten die Tageslichtsimulation unter verschiedenen Lamellenwinkeln ermöglichen. Eine Tageslichtsimulation mittels TRNSYS wurde jedoch erst in der aktuellen Version 18.04, welche seit März 2021 einsatzbereit war implementiert. Zuvor musste über ein separates Modul das Tageslicht eingebunden werden, was dazu führte, dass das Modell angepasst werden musste.

Durch die Projektpartner der TU Wien wurde vorgegeben, dass die KI über ein Python-Script die notwendigen Parameter, welche in Absprache mit allen Projektpartnern bestimmt wurden, übergeben und ausgelesen werden. Diese Parameter sollen im Anschluss zum Anlernen der KI dienen. Da alle wesentlichen Parameter im Labor aufgezeichnet wurden, konnten die Simulationsergebnisse mit der Realität validiert werden. Um den Austausch und Rückkopplung zwischen Simulation und der KI zu ermöglichen, wurde der Type 277 implementiert. Dieser startet einen Server, über welchen dann mittels eines MQTT-Protokolls die Daten in beide Richtungen ausgetauscht werden können.

Zu den benötigten Parametern zählen unter anderem:

- Raumtemperatur
- Solare Erträge
- notwendige elektrische Energie für Kunstlicht
- Wetterdaten (Strahlung und Temperatur)
- Stellwinkel der Verschattung
- resultierende Kühl- und Heizlast

Durch das Übergeben dieser Parameter für jeden Zeitschritt an die KI und den Empfang des Stellwinkels für den nächsten Zeitschritt von der KI, wird diese antrainiert, welche Auswirkung die jeweilige Einstellung der Lamellen hat. Daraus kann jeweils das Optimum in Abhängigkeit der Umgebungsbedingungen (aus Wetterdaten) für die vorherrschenden Bedingungen ermittelt werden.

Hierzu wurde weiters gefordert, dass die simulierten Wetterdaten durch die künstliche Intelligenz frei manipuliert werden können, um Extremszenarien und unnatürliches Verhalten zu simulieren. Dies

wurde implementiert indem als Default- Einstellung die hinterlegten Wetterdaten genutzt werden. Kommt jedoch von der KI ein bearbeiteter Datensatz zu Globalstrahlung und Temperatur dann werden diese benutzt und der Wetterdatensatz überschrieben. Die folgende Abbildung 14 zeigt einen Auszug der übergebenen Parameter inklusive deren Einheit und Zuordnung.

LogData	TRNSYS	unit	data type	range	agent weather	Input/Output	Step	
timestamp	x	[-]						
external temperature	x	[°C]	int	-25...40	x		0.1	
sensor longitude	x	[°]	float		x			
sensor latitude	x	[°]	float		x			
wind speed	x	[km/h]	int	0...50	x		1	
wind direction	x	[°]	int	0...360	x		10	
room temperature	x	[°C]	int	15...35		O	0.1	
diffuse radiation horizontal	x	[W/m^2]	int	0...500	x		50	
global radiation horizontal	x	[W/m^2]	int	0...1000	x		50	
illuminance value workplace MP1	x	[lx]	int	0...10000		? (optional O)	<500 - Step=25	>1000 - Step=100
illuminance value workplace MP2	x	[lx]	int	0...10000		? (optional O)	<500 - Step=25	>1000 - Step=100
illuminance value workplace MP3	x	[lx]	int	0...10000		? (optional O)	<500 - Step=25	>1000 - Step=100
illuminance value workplace MP4	x	[lx]	int	0...10000		? (optional O)	<500 - Step=25	>1000 - Step=100
Apower	x	[W]	int	0...220		O	10	
global radiation vertical	?	[W/m^2]	int	0...1000	x		50	
actual slat angle	x	[°]	int	0...85		I	10	
present status MP1	x	[true/false]	int	1/0	x			
glare threshold workplace MP1	x	[cd/m^2]	int	0...10000	x		100	
equired illuminance value workplace MP	x	[lx]	int	0...1000	x		<500 - Step=25	>1000 - Step=100
temperature target MP1	x	[°C]	int	15...35	x		0.5	
present status MP2	x	[true/false]	int	1/0	x			
glare threshold workplace MP2	x	[cd/m^2]	int	0...10000	x		100	
equired illuminance value workplace MP	x	[lx]	int	0...1000	x		<500 - Step=25	>1000 - Step=100
temperature target MP2	x	[°C]	int	15...35	x		0.5	
present status MP3	x	[true/false]	int	1/0	x			
glare threshold workplace MP3	x	[cd/m^2]	int	0...10000	x		100	
equired illuminance value workplace MP	x	[lx]	int	0...1000	x		<500 - Step=25	>1000 - Step=100
temperature target MP3	x	[°C]	int	15...35	x		0.5	
present status MP4	x	[true/false]	int	1/0	x			
glare threshold workplace MP4	x	[cd/m^2]	int	0...10000	x		100	
equired illuminance value workplace MP	x	[lx]	int	0...1000	x		<500 - Step=25	>1000 - Step=100
temperature target MP4	x	[°C]	int	15...35	x		0.5	
CO2 Signal	x	[g/kWh]	int	0...400	x		5	
Q_int solar (gerechnet)	x	[W]	int			O		
PV gen (gerechnet)	x	[W]	int			O		

Abbildung 14: Parameter des Simulationsmodelles

Die Implementierung eines möglichst genauen Modells sowie den entsprechenden örtlichen Gegebenheiten soll einen Vergleich zwischen der realen Umgebung sowie der TRNSYS Simulation ermöglichen und somit die Simulationsergebnisse Validieren.

4.2.2. Validierung der Gebäudesimulation

Zur Validierung der Simulationsergebnisse wurde das Testgelände mit unterschiedlichen Sensoren ausgestattet und die Daten über mehrere Tage aufgezeichnet. Anschließend wurden die aufgezeichneten Wetterdaten in das Simulationsmodell eingespeist, um realistische Daten zu erhalten und die gemessenen Einstrahlungen sowie Leistungen mit den Simulationsergebnissen verglichen. Die gemessenen Wetterdaten wurden über eine etablierte MQTT-Verbindung in TRNSYS implementiert, die Simulation für jeden Zeitschritt wurde durchgeführt und die Ergebnisse wurden über die Standardabweichung miteinander verglichen. Eine Auflistung der Ergebnisse ist in Tabelle 3 dargestellt. Hierbei wurde noch keine Steuerung mittels künstlicher Intelligenz integriert, da die Messungen zur Validierung der Simulation durchgeführt wurden und somit ein korrektes Anlernen der KI überprüft werden sollte.

Tabelle 3: Standardabweichung zwischen den gemessenen und simulierten Werten

	T_Amb [°C]	Angle [°]	T_Room [°C]	Illuminance [lx]	Glare [-]	I_Beam [W]	P_PV [W]
Standard deviation	0,8	4,0	3,0	371	0,06	28,1	2,7

Die Standardabweichung wurde berechnet, indem die quadrierten Differenzen zwischen dem gemessenen Wert auf dem Testgelände und dem simulierten Wert verglichen wurden. Die ersten beiden Werte, die Außentemperatur (T_Amb) und der Winkel (Angle), beziehen sich auf Daten, die vom überwachten Testgelände bereitgestellt werden. Daher weichen die T_Amb-Daten nur um 2,1% von den gemessenen Werten ab. Die Abweichung vom Winkel ist vernünftig, da die überwachten Daten Winkel in 1°-Schritten liefern, während die Simulation nur mit 5°-Schritten arbeiten kann. Daher weicht dieser Datenpunkt um etwa 9% von den Originaldaten ab. Die Raumtemperatur (T_Room), Blendung (Glare) und Beleuchtungsstärke (Illuminance) werden durch die Simulation berechnet und weisen eine durchschnittliche Abweichung von maximal 36% bei der Beleuchtungsstärke auf. Dies ist ebenfalls nachvollziehbar, da die Struktur des Gebäudes, seine Speicherkapazität und der Standort der Sensoren in der Simulation nicht genau repliziert werden, um sie universeller zu gestalten. Daher können die gemessenen Daten von der Beleuchtungsstärke stark abweichen. Die Strahlung der Sonneneinstrahlung (I_Beam) weicht um 2,4% ab, was vernachlässigbar ist, da TRNSYS die Sonnenhöhe entsprechend der Tageszeit berücksichtigt. Das bedeutet, dass der Standort und die Sonnenposition für die Simulation geeignet sind. Diese Abweichung zusammen mit Näherungen für die Photovoltaik führt zu höheren Abweichungen bei der PV-Produktion (P_PV) von 17,7%. Dennoch zeigt der Verlauf der Werte in Abbildung 15, dass der Verlauf der Werte annähernd gleich ist und daher kann die Simulation verwendet werden, um das RL zu trainieren, da es das Verhalten des Gebäudes in der Überwachungsphase erlernt. Basierend auf den experimentellen und Simulationsergebnissen ergibt sich, dass durch das Ignorieren aller relevanten Parameter und die Fokussierung auf die Maximierung der PV-Produktion die Festlegung eines festen Lamellenwinkels, in den Experimenten 50 und 60 Grad, akzeptable PV-Ergebnisse liefert.

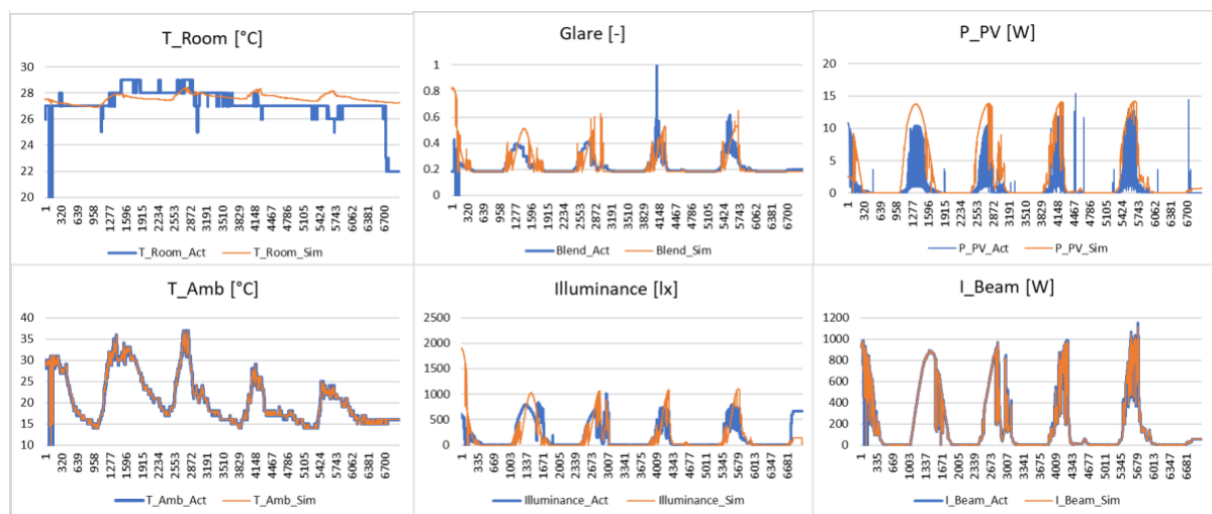


Abbildung 15: Vergleich der gemessenen und simulierten Werte ohne KI

Ebenso wurden nach Aufzeichnung der Testwoche die Ergebnisse der Messung mit den Ergebnissen der Simulation geprüft. Hierfür wurden die Messergebnisse der Wetterdaten in die Simulation eingespielt und die Resultate verglichen. Die KI war hierbei bereits im Einsatz, um das Training zu prüfen und die Herausforderungen der KI zu ermitteln. In der ersten Woche (bis Zeitschritt 10000) wurde mittels KI geregelt, wobei die Gewichtung auf der Reduktion der Kühllast lag. Die zweite Woche wurde über eine Cut-Off Steuerung geregelt, wobei jeweils der Winkel angefahren wurde, welcher einen direkten Lichteintrag in das Bürogebäude verhindert. Die Ergebnisse sowie der Vergleich sind in der nachfolgenden Abbildung 16 dargestellt.

Wie oben beschrieben, wurden der Modulwinkel (Angle), die Umgebungstemperatur (T_Amb) sowie die Strahlung (I_Beam) in TRNSYS eingespielt. Durch den Lauf der Simulation wurden die restlichen Werte ermittelt.

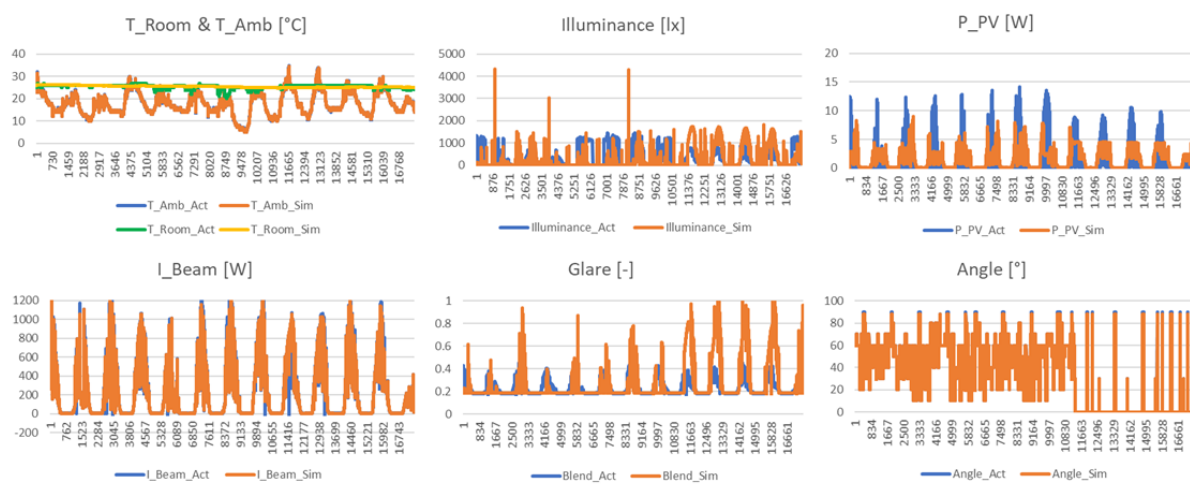


Abbildung 16: Vergleich der gemessenen und simulierten Werte mit KI und Cut-Off-Steuerung

Hierbei ist zu erkennen, dass die simulierte Raumtemperatur (T_Room) nahezu konstant bleibt, wobei die reale Raumtemperatur kleine Abweichungen aufweist. Dies kann auf offene Fenster zurückgeführt werden, welche in der stündlichen Aufzeichnung der Nutzer:innen angegeben wurden. Da geöffnete Fenster nicht in TRNSYS berücksichtigt werden, kommt es zu einer Abweichung der Ergebnisse, welche durch die KI ausgeglichen werden sollen.

Durch das Einspielen der Strahlung in die Simulation konnte die Beleuchtungsstärke (Illuminance) sowie die Blendung (Glare) ermittelt werden. Hierbei ergaben sich teilweise starke Schwankungen zwischen Messung und Simulation. Diese Abweichungen speziell am Anfang der Beleuchtungsstärke sowie am Ende der Blendung lassen sich auf eine zeitliche Verschiebung der Simulation zurückführen. Da TRNSYS die Messdaten immer am Start eines Tages einliest (00:00 Uhr), die Monitoringdaten jedoch erst um 12:00 Uhr starteten, ergab sich eine Verschiebung um 12 Stunden. Durch ein künstliches Anpassen der Wetterdaten wurde ebenso der Zenit der Sonne abgeschwächt wodurch sich die Beleuchtung und Blendung ändert. Diese Verschiebung wirkt sich jedoch nicht auf die Korrektheit der Antrainierten KI-Daten aus, da diese durch TRNSYS vorgegeben wurden, ohne mit Monitoringdaten abgeglichen zu werden. Die zuvor beschriebene Abweichung ist ebenso in der PV-Leistung (P_PV) zu sehen, in welcher morgens und abends spitzen auftreten, welche sich durch den Zenit der Sonne erklären lassen. Eine Darstellung der Verschiebung der Simulationszeit ist in Abbildung 17 dargestellt.

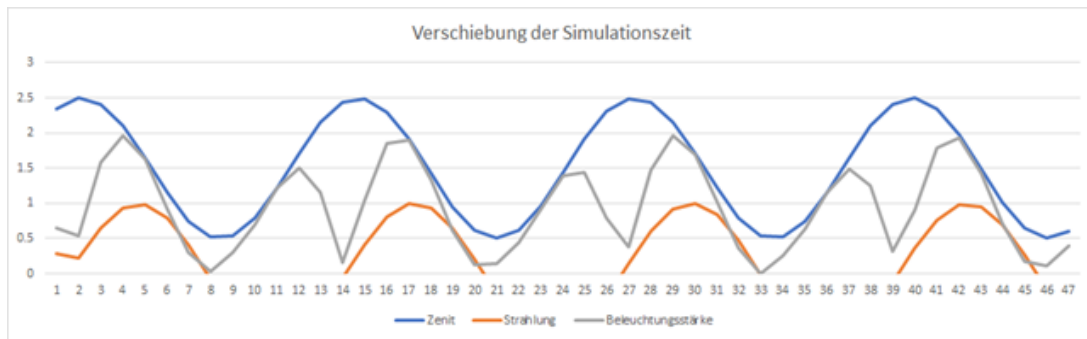


Abbildung 17: Verschiebung der Simulationszeit

Durch diese Validierung der Simulationsergebnisse konnte ein korrektes Training des RL angenommen werden. Auf Grund der Abweichungen zwischen den tatsächlichen Messwerten und den Simulationsergebnissen musste die KI jedoch so ausgelegt werden, dass diese auch während der Betriebsphase lernt und somit an die realen Bedingungen anpasst.

4.3. Die KI-Steuerung des Raffstores

4.3.1. Ziele der KI

Das PowerShade-System wird als ein multikriterielles Optimierungsproblem betrachtet. Die Modellparameter aller Teilprobleme werden kollaborativ in einer Belohnungsfunktion modelliert und mithilfe eines PPO-Algorithmus optimiert. Die dazu ausgewählte Belohnungsfunktion ($Reward_{RT}$) sieht wie folgt in Formel 2 aus:

$$Reward_{RT} = \sum (f_{RT(param)} \cdot st[param]) \quad 2$$

Hierbei können unterschiedliche Gewichtungen (f_{RT}) für die gewählten Parameter ($param$) definiert und genutzt werden. Dies ermöglicht eine Adaptierung des RL entsprechend den Anforderungen im Raum.

Der RL Agent durchläuft einen Trainingsprozess, bei dem er über mehrere Iterationen mit der Simulationsumgebung in TRNSYS interagiert. Während jeder Iteration beobachtet der Agent den aktuellen Zustandsraum des Systems, wählt eine Aktion aus und wendet diese auf das System an. Der Agent erhält dann eine Belohnung oder Bestrafung, die auf den Ergebnissen seiner Aktionen basiert, und er aktualisiert seine Kontrollpolitik auf der Grundlage der beobachteten Belohnungen und Bestrafungen. Dieser Prozess wird über mehrere Iterationen wiederholt, bis der RL-Agent zu einer optimalen Kontrollpolitik konvergiert.

Als Zielfunktionen wurden mehrere Kriterien betrachtet. Als erstes Modell sollte zur Prüfung der korrekten Umsetzung lediglich der PV-Ertrag optimiert werden um eine korrekte Kommunikation mit den Systemen sowie ein korrektes Training der KI zu prüfen.

Im zweiten Schritt wurde der Parameter Kühllast in die Reward-Funktion implementiert. Hiermit wurde erreicht, dass die KI sich nicht auf einen Parameter optimieren kann, sondern durch diese multikriterielle Optimierung eine Entscheidung auf Basis der Reduktion des Kühlbedarfes oder der Erhöhung des PV-Ertrages treffen musste.

Diese beiden Szenarien sollten für ein Training sowie eine Implementierung in die Reale Umgebung herangezogen werden.

4.3.2. Softwarearchitektur RL / KI

Die Künstliche Intelligenz, welche die optimale Aussteuerung des vorgestellten Systems übernimmt, wurde mit einer Reinforcement Learning Methode umgesetzt. Wesentliche Elemente sind das Reinforcement Learning Modul, der Simulation Server, sowie die Umsetzung im Labormaßstab (InnovationLab). Außerdem wird das TRNSYS-Modell als Komponente des Simulationsservers betrachtet. Abbildung 18 visualisiert eine Übersicht der Basismodule und deren Schnittstellen. Als eine generisch einsetzbare Schnittstelle wurde das Kommunikationsprotokoll MQTT verwendet, welches eine reibungslose Interaktion zwischen dem RL Modul und der jeweiligen Umgebung (InnovationLab und TRNSYS-Simulation) gewährleistet. Bei der Kommunikation zwischen TRNSYS-Type277 und Java-Anwendung wurde eine Socket-Kommunikation realisiert, wobei hier eine modifizierte Version der von NIST bereitgestellten Java-Anwendung in Einsatz kommt.

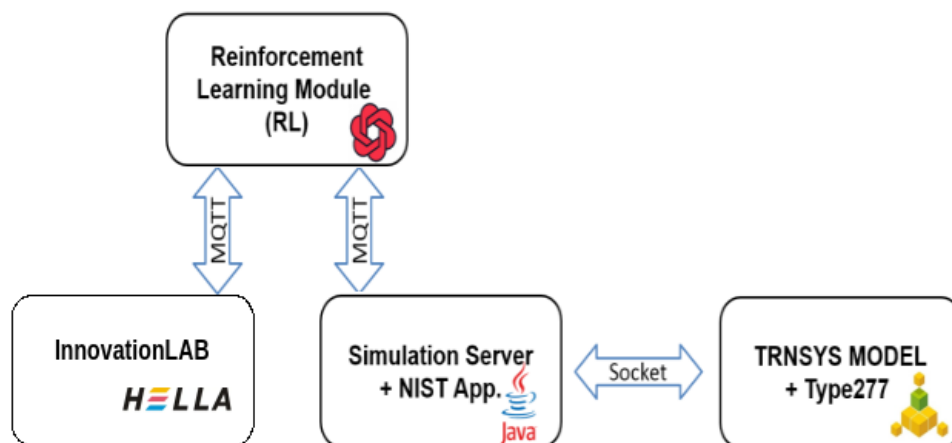


Abbildung 18. Basismodule und deren Schnittstellen

Um die jeweiligen Instruktionen (Input Parameter und Metadaten) der verschiedenen Module auszutauschen, wurde ein allgemein gültiges Nachrichtenformat definiert. Dadurch kann das RL Modul auf die gleiche Art und Weise mit den beiden Umgebungen interagieren, wobei hier der Integrationsaufwand wesentlich minimiert wird. Ein Beispiel der definierten Nachrichten unter der Verwendung eines JSON-Formates sieht wie in Tabelle 4 dargestellt aus.

Tabelle 4: Datenformat für die Kommunikation zwischen RL – TRNSYS und realer Umgebung

Output	Input
<pre>{ „Applicant“ : „RL“ „MSG_TYPE“ : „1“ „MSG_ID“ : „220“ „Kl_tilt_angle“ : „40“ „T_user_Kl“ : „22“ }</pre>	<pre>{ "Applicant": "TRNSYS", "MSG_TYPE": 3, "MSG_ID": 1344, "DAYTIME": 2, "WDIR": 0.0, "WSPEED": 0.0, "TAMB": 0.0, "RHUM": 0.0, "IBEAM_H": 5.0, "IDIFF_H": 10.0, "T_Room": 21.357302502696626, "Illuminance": 7.0, "P_ELight": 8.0, "Q_Solar": 9.0, "P_PV": 10.0, "P_ELight": 11.0, "Q_Heat": 995.8908064050593, "Q_Cool": 12.0, "BLEND": 0.18400000000000002, "CO2AVG": 267.005 }</pre>

Als Output ist jene Nachricht zu betrachten, welche vom RL Module versendet wird, wobei wiederum die Input-Nachricht den Zustand der Umgebung beinhaltet und somit vom RL Module empfangen wird.

Reinforcement Learning ist eine Methode des maschinellen Lernens. Es basiert auf belohnendem/bestrafendem Verhalten. Ein Agent lernt im Allgemeinen, mit seiner Umgebung zu interagieren, um die Belohnungen zu maximieren (oder die Strafen zu minimieren), die der Agent durch Versuch und Irrtum lernt. Markov-Entscheidungsprozesse (MDP) sind die Grundlage der Reinforcement-Learning-Theorie. Ein typischer RL-Ablauf (Reinforcement Learning) mit seinen Hauptmerkmalen ist in Abbildung 19 visualisiert.

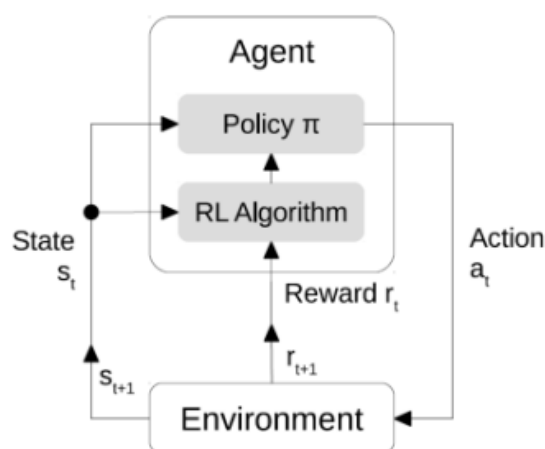


Abbildung 19: Ablauf von Reinforcement Learning

Der Agent interagiert mit seiner Umgebung in zeitdiskreten Schritten t . Ziel ist es, auf der Grundlage der Tupel der Erfahrung $(a_t, s_t, r_{t+1}, s_{t+1})$ die optimalen Einstellungen in den jeweiligen Situationen (Systemzustände) zu erlernen. Dazu wurden folgende Eigenschaften modelliert:

- Zustandsraum s_t (Sensoreingängen)
- Aktionsraum a_t (Gesamtheit von Aktionen)
- Belohnungsfunktion r_t (Optimierungskriterien)

Der Zustandsraum umfasst die relevanten Variablen, die den aktuellen Zustand des Systems beschreiben, wie Temperatur, Sonneneinstrahlung, Energieverbrauch und mehr. Der Aktionsraum umfasst die möglichen Aktionen oder Steuerungsentscheidungen, die der RL-Agent treffen kann, wie z. B. die Anpassung von Sollwerten oder das Setzen einen neuen Stellwinkels der Lamellen. Die Belohnungsfunktion definiert das Ziel des RL-Problems und gibt dem Agenten Rückmeldung über seine Aktionen und das daraus resultierende Systemverhalten. Die Benutzer können die Belohnungsfunktion auf der Grundlage gewünschter Leistungskennzahlen wie Energieverbrauch, Komfortniveau, Systemeffizienz oder wirtschaftliche Kosten definieren. Die Belohnungsfunktion leitet den RL-Agenten beim Erlernen optimaler Kontrollstrategien an, die die kumulativen Belohnungen über die Zeit maximieren.

4.3.3. Training

Das Trainieren des RL-Modelles erfolgt mithilfe der Simulationsumgebung (Simulationsserver (Ss) und TRNSYS Modell), wobei der Agent in einem 60min Zeitschritt mit der Umgebung interagiert. Im Folgenden wird der Ablauf eines Lernzyklus vorgestellt, welche auch in Abbildung 20 visualisiert ist.

1. RL-Modul definiert eine Reihe von Werten a_t für alle Parameter. (Exploration)
2. RL sendet eine Simulationsanfrage über MQTT (Parametern + Metadaten im JSON-Format)
3. Ss erhält eine Simulationsanforderung (MQTT Subscribe) & leitet diese an das TRNSYS weiter
4. TRNSYS-Modell
 - a. Wartet auf Eingaben von RL
 - b. Empfängt eine Eingabe
 - c. Simulieren einen Schritt (60 Minuten)
 - d. Senden Sie die Ergebnisse s_t an Ss zurück
5. Ss leitet wiederum die Simulationsergebnisse an RL weiter (MQTT Publish)
6. RL berechnet den Reward r_t und trainiert die Neuronale Netze unter Verwendung des DDPG-Algorithmus
7. RL leitet einen neuen Zyklus für die nächsten 60 Minuten ein.

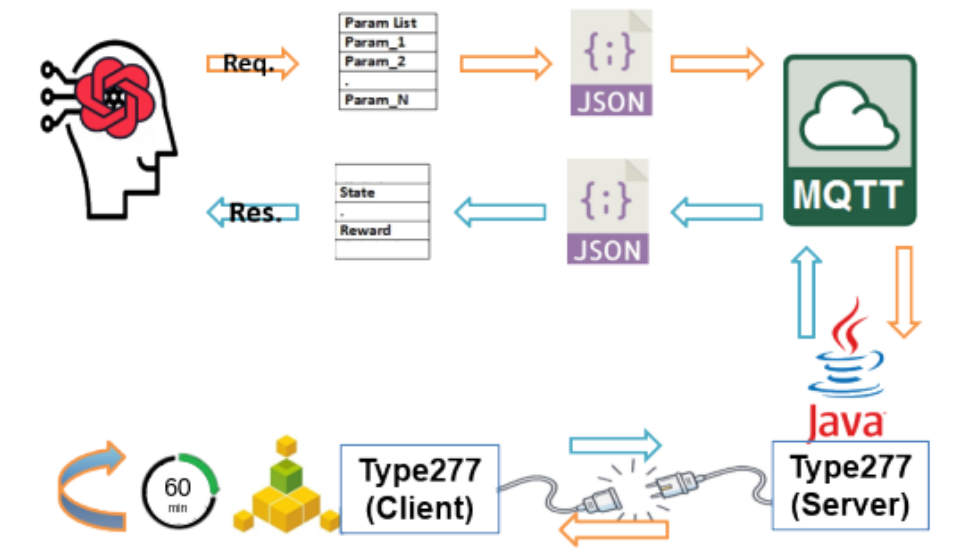


Abbildung 20: RL Trainingszyklus mit Simulationsumgebung

Nach dem Training hat der RL-Agent eine Kontrollpolitik entwickelt, welche die beobachteten Zustände des Systems auf die zu ergreifenden Maßnahmen abbildet. Die Regelstrategie kann verwendet werden, um Entscheidungen über Aktionen in Echtzeit während der Simulation oder in realen Anwendungen zu treffen. Um die Anwendung des zuvor in der Simulation trainierten Modells zu ermöglichen, kommt ein Transfer-Lernen zum Einsatz. Dies ist eine Technik, die es einem RL-Agenten ermöglicht, das von einer Aufgabe oder einem Bereich gelernte Wissen auf eine andere Aufgabe oder einen anderen Bereich zu übertragen. Der RL-Agent kann die gelernte Strategie oder Wertfunktion von einer Ausgangsaufgabe auf eine Zielaufgabe übertragen, wodurch die Notwendigkeit eines umfangreichen Neutrainings von Grund auf reduziert wird.

Die folgende Abbildung 21 visualisiert eine Möglichkeit des Deployments eines zuvor trainierten Modells in einer physikalischen Umgebung. Wobei ein Server, welcher die KI hostet, das Modell mit einem aktuell gemessenen Zustand der physikalischen Umgebung speist und anschließend einen konkreten Kontrollverslag erhält und exekutiert. Des Weiteren wird im Anschluss die erwartete Zustandsänderung mit der tatsächlichen physikalischen Änderung verglichen, wobei im Falle einer signifikanten Abweichung ein erneuter Trainingszyklus gestartet wird. Dadurch kann sich das System über jenen iterativen Prozess der physikalischen Umgebung anpassen.

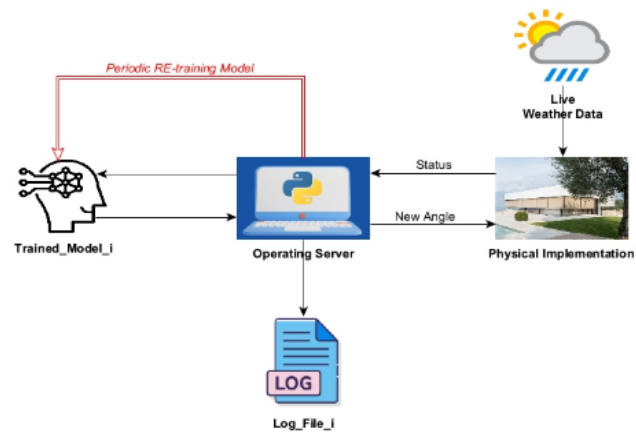


Abbildung 21: Deployment in einer physikalischen Umgebung und Retraining

5 Die Erfahrung im InnovationLab

5.1. Das InnovationLab

Als Verifizierung des Gesamtsystems inklusive der Einbindung der Künstlichen Intelligenz wurde das InnovationLab des Unternehmens HELLA in Abfaltersbach (Tirol, Österreich) herangezogen. Mithilfe dieses Testgebäudes sollten die Vorteile der Regelung mittels Künstlicher Intelligenz erprobt werden und das Gesamtsystem inklusiver der Kommunikation erprobt werden.

Das InnovationLab ist ein Büroraum mit vier Arbeitsplätzen. Am südlich ausgerichteten Fenster dieses Büroraumes wurden auf die bestehende Raffstore PV-Module integriert, die die Leistung über eine außengeführte Schiene abnehmen konnten. Das Layout des Raumes ist in Abbildung 22 dargestellt.

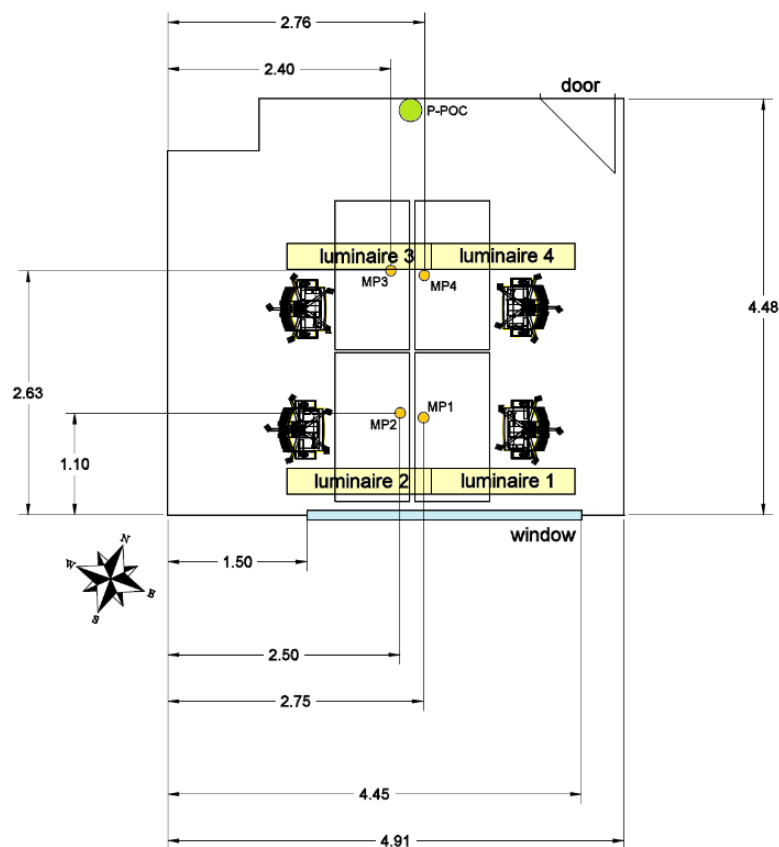


Abbildung 22: Layout des HELLA-InnovationLab

Das schematisch dargestellte Layout des InnovationLab mit dessen 4 Arbeitsplätzen befindet sich in - 20° südlicher Ausrichtung im ersten Stockwerk. Die Helligkeitssensoren lieferten im Zuge dieses Projektes Aussagen über die Helligkeit am Arbeitsplatz und eine Indikation für den Beleuchtungskomfort.

Die Verschattungsintegrierte PV-Anlage ist in Abbildung 23 dargestellt und zeigt den Raffstore sowie die darauf applizierten PV-Module. Bei den Modulen handelt es sich um ein S-CIGS-Modul, sechs A-Si-Module sowie sechs S-Si-Module. Die PV-Module werden über Beckhoff Multimeterklemmen

ausgewertet und werden in weiterer Folge als Input für das RL-Modul sowie die Evaluierung verwendet. In der Beckhoff Steuerung laufen zudem noch die außenliegenden Sensoren sowie die innenliegenden Sensoren zusammen. Datenpakete zu den aktuellen Sensordaten und PV-Leistungswerte standen somit jedem Projektpartner zur Verfügung.



Abbildung 23: Fenster des HELLA InnovationLab mit integrierten PV-Modulen

Da alle Module unterschiedliche Abhängigkeiten in Bezug auf deren Winkel und Temperaturabhängigkeiten bildeten, wurde für das Training der KI und der Auswertung nur das S-Si-Modul verwendet. Dies wurde auf Grund der geringen äußerlichen Einflüsse und damit verbunden geringen Abhängigkeiten gewählt.

Zur Implementierung des Steuerungssystems wurde ein Konzept in drei Ebenen gewählt. Die erste Ebene umfasst alle notwendigen Sensoriken für den Außenbereich, um die Außenbedingungen zu erfassen. Diese Sensoriken werden mittels unterschiedlichen Eingangsschnittstellenklemmen an der Beckhoff Steuerung eingelesen. Dafür werden folgende Sensoriken verwendet:

- SPN1 zur Messung der Global- und Diffusstrahlung am Dach des Bürogebäudes
- WSC11 Wetterstation zur Messung verschiedener Parameter (Wind, Windrichtung, Helligkeit, usw.) am Dach des Bürogebäudes
- Silizium-Solarstrahlungssensor zur Messung der Globalstrahlung vertikal an der Fassade direkt neben dem PV bestückten Raffstore

Aufgrund der unterschiedlichen Sensoriken und Schnittstellen bietet sich die Umsetzung mit einer Beckhoff TwinCAT Steuerung sehr gut an, da das Angebot der verschiedenen Eingangsklemmen vielseitig ist und eine einfache Implementierung der Sensoren gewährleistet werden kann. TwinCAT ist eine Plattform für die Entwicklung und Ausführung von Steuerungsanwendungen, die in der Industrieautomation häufig verwendet wird.

In der zweiten Ebene wird ein leistungsstarker PC-Terminal mit Linux Betriebssystem eingesetzt, welcher die Messwerte der Sensoriken an den KI-Algorithmus übergibt und zur Ausführung des KI-Algorithmus dient. Als Schnittstelle zwischen der TwinCAT Steuerung und dem PC-Terminal wird eine Python-Bibliothek pyADS verwendet. Da die Entwicklung der KI-Umgebung auf Python basiert, ist diese

objektorientierte Schnittstelle bestens geeignet, Parameterdaten aus Funktionsblöcken zu lesen. Die gelesenen Daten werden in einer Datenbank geschrieben und werden zur Validierung des Systems verwendet. Des Weiteren wird in dieser Ebene gewährleistet, dass die Datenaufzeichnung durchgeführt wird. In der letzten Ebene auch Anwender-Ebene genannt, werden die Aktuatoren mit dem entwickelten HELLA Steuerungssystem ONYX angesprochen. Diese Ebene gibt dem Anwender auch die Möglichkeit über ein APP am Smartphone im System einzugreifen und die Aktuatoren per Hand zu steuern. Die Befehle, die über den KI-Algorithmus berechnet werden, werden über eine RESTful API (Representational State Transfer) an die ONYX CenterBox ausgetauscht. Dieser Architekturstil ermöglicht die Erstellung von Webservices, welche Daten und Funktionen über das HTTP-Protokoll versendet werden und ist in Abbildung 24 dargestellt.

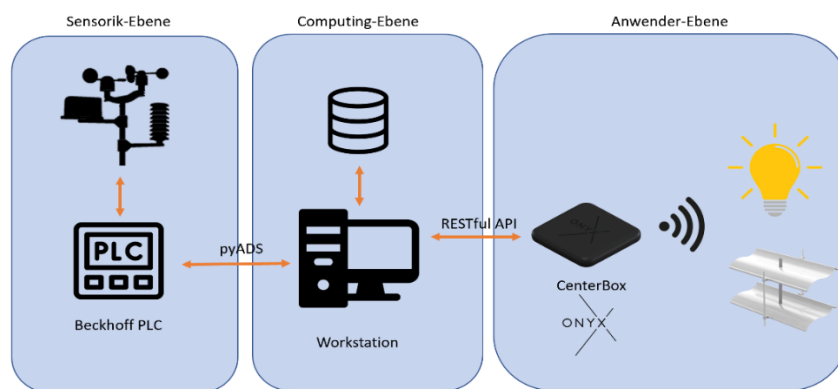


Abbildung 24: Schematische Darstellung der IT-Infrastruktur im InnovationLAB Versuchsaufbau

Die Softwareroutine ist in der Programmiersprache Python entwickelt worden und umfasst mehrere größere Softwarebausteine entsprechend Abbildung 25.

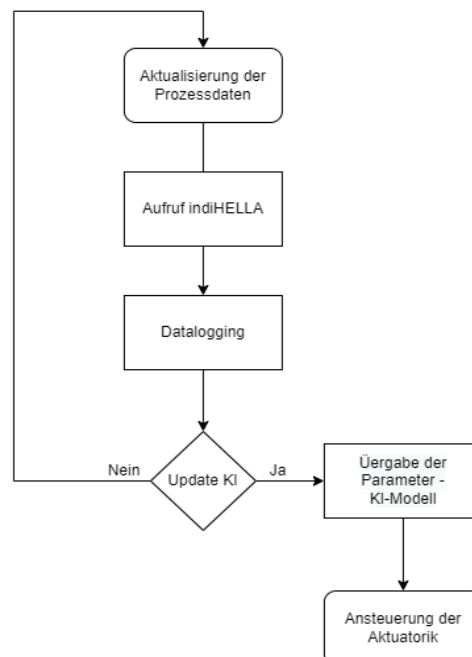


Abbildung 25: Flussdiagramm mit einer Übersicht der einzelnen übergeordneten Softwarebausteine

Im ersten Schritt werden die Prozessdaten aktualisiert, dazu zählen alle Sensorparameter von der Wetterstation am Dach des Bürogebäudes von HELLA und die Anzahl der Personen im Büroraum mittels dem See.it-Sensor. Diese Prozessdaten werden im weiteren Schritt der indiHELLA Berechnung übergeben. Der indiHELLA Algorithmus besteht aus dem Thermischen-, Kunstlicht- und Tageslicht-Modul. Das Tageslicht-Modul besteht aus mehreren Radiance Funktionen indem durch Strahlenverfolgung die Beleuchtungsstärke und eine Blendgröße über Transportfunktionen an mehreren Punkten im Raum als Input-für das KI-Modell berechnet wird. Im thermischen Modell wird die Berechnung des solaren Eintrages um eine Abschätzung einer möglichen Überhitzung näher untersucht. Für die Berechnung des solaren Wärmegewinns wird der Lamellenwinkel und der Sonnenstand verwendet, um die Schattenfläche an der Glasfassade zu berechnen. Mit Hilfe der ermittelten Schattenfläche kann die wirksame Kollektorfläche ermittelt werden. Diese wirksame Kollektorfläche ergibt multipliziert mit der vorhandenen Globalstrahlung an der Fassade eine Abschätzung des solaren Wärmegewinns laut ÖNORM B 8110-6-1. Im Hintergrund des Kunstlicht-Moduls steht eine aufgezeichnete Kunstlichtmatrix, welche den Einfluss der jeweiligen Leuchten an den Arbeitsplätzen liefert. Mit Hilfe dieser Information kann der Kunstlichtanteil sowie die aktuelle benötigte Kunstlichtleistung errechnet werden. Im Anschluss werden alle berechneten Parameter und Prozessdaten gespeichert. Diese Routine wird in einem Intervall von einer Minute aufgerufen und zu jeder Viertelstunde wird das KI-Modell mit neuen Prozessdaten upgedated und der Raffstore mit neuem Lamellenwinkel eingestellt. Das Kunstlicht wird gegebenenfalls automatisch dazugeschaltet.

Diese Auswertungen der Sensordaten sowie Möglichkeit der einzustellenden Lamellenwinkel wurden dann an das RL-Netzwerk übergeben.

5.2. Verwendete Modelle der Künstlichen Intelligenz

Die Implementierungsphase des KI-Algorithmus wurde durch zyklische Kontrollphasen begleitet, um etwaige Softwarefehler sofort zu erkennen. Dafür wurden die aufgezeichneten Prozess- und Steuerungsparameter sowie parallel geführte Fragenkataloge ausgewertet und analysiert. Diese Informationen ermöglichen den Rückschluss auf das Wohlbefinden, Komfortverhalten im Raum sowie einen ersten Anhaltspunkt für den PV-Ertrag am Fenster. Bewertet werden verschiedene in Tabelle 5 gelistete KI-Ansätze, die sich in deren Basis durch die Lernalgorithmen unterscheiden. Es ist zu erwähnen, dass bei beiden KI-Modellen 555 und 556 die PV-Generierung im Vordergrund steht und den Komfortanspruch im Raum nur bedingt erfüllen wird. Die jeweiligen Modelle und deren Versionen unterscheiden sich basierend auf deren verwendeten Trainingsdaten-Sets und Anpassungen der DNN-Layer-Input Struktur. Des Weiteren wurde bei der Version 4 in der Optimierungsfunktion (Reward) zusätzlich zum PV-Ertrag die Energieeffizienz über die Reduktion des Kühlbedarfs berücksichtigt.

Tabelle 5: Übersicht der implementierten Modell-Version mit deren Eigenschaften

Version	Modell	Änderungen bzw. Lernmethodik des KI-Modells	Reward
1	556	Trainingsdaten-Set: Wetterdaten der Jahre 2000-2009	$1.0 \cdot P_{PV}$
2	555	Trainingsdaten-Set: Wetterdaten der Jahre 2000-2009 & 2011-2015	$1.0 \cdot P_{PV}$
3	9	Änderung des DNN-Input-Layers: Relative Tageszeit (DAYTIME) entfernt, da keine signifikante Korrelation besteht. → Modell konvergiert nach Änderung schneller. Trainingsdaten-Set: Wetterdaten der Jahre 2000-2009	$1.0 \cdot P_{PV}$
4	26	Methodik ident mit Version 3 (Modell 9). Erweiterung der Reward-Funktion mit Q_{Cool} Trainingsdaten-Set: Wetterdaten der Jahre 2000-2009	$1.0 \cdot P_{PV} + 0.7 \cdot Q_{Cool}$

Die ersten drei Varianten der integrierten KI dienten hauptsächlich für die Kontrollphase sowie die Vergleichswerte aus den Testwochen. Die Versionen 1 bis 3 sollen ähnliches Verhalten zur Leistungsoptimierten Regelung und somit eine Vergleichsbasis für weitere Optimierungen darstellen. Unterschieden werden diese Varianten durch die in der Tabelle 5 angeführten Änderungen, welche in den drei Varianten durch eine Testphase evaluiert wurden. Die Version 4 sollte zusätzlich die Energieeffizienz über die Reduktion des Kühlbedarfes einbinden. Hierzu wurde dieser in die Optimierungsparameter einbezogen und zusätzlich zur PV-Erzeugung reguliert. Durch diese Regelung wird der thermische Komfort im Gebäude erhöht, jedoch der PV-Ertrag auf Grund der unterschiedlichen Anforderungen reduziert.

5.3. Monitoring

In der ersten Phase der KI-Umsetzung gilt es die Implementierung parallel zu analysieren, um etwaige Fehler in der Software zu finden und zu bewerten. Zur Bewertung der KI-Implementierung werden Logdaten von Prozess- und Steuerungsparametern und parallel befüllte Fragenkataloge der Personen im Büro verwendet. Dieser Fragenkatalog basiert auf einer Microsoft Forms Umfrage und umfasst die Auswahl des Arbeitsplatzes und eine offene Antwort zur derzeitigen Situation im Raum. Mit Hilfe dieser Information kann der Algorithmus auch auf das Wohlbefinden und Komfortverhalten im Raum hinweisen. Eine Auswertung des Fragenkataloges ist in 5.5 beschrieben.

Bewertet werden in der ersten KI-Umsetzung das KI-Modell 555 und 556. In der Abbildung 26 wird die vorhandene Solarstrahlung, der derzeitige Lamellenwinkel und die PV-Output Leistung dargestellt.

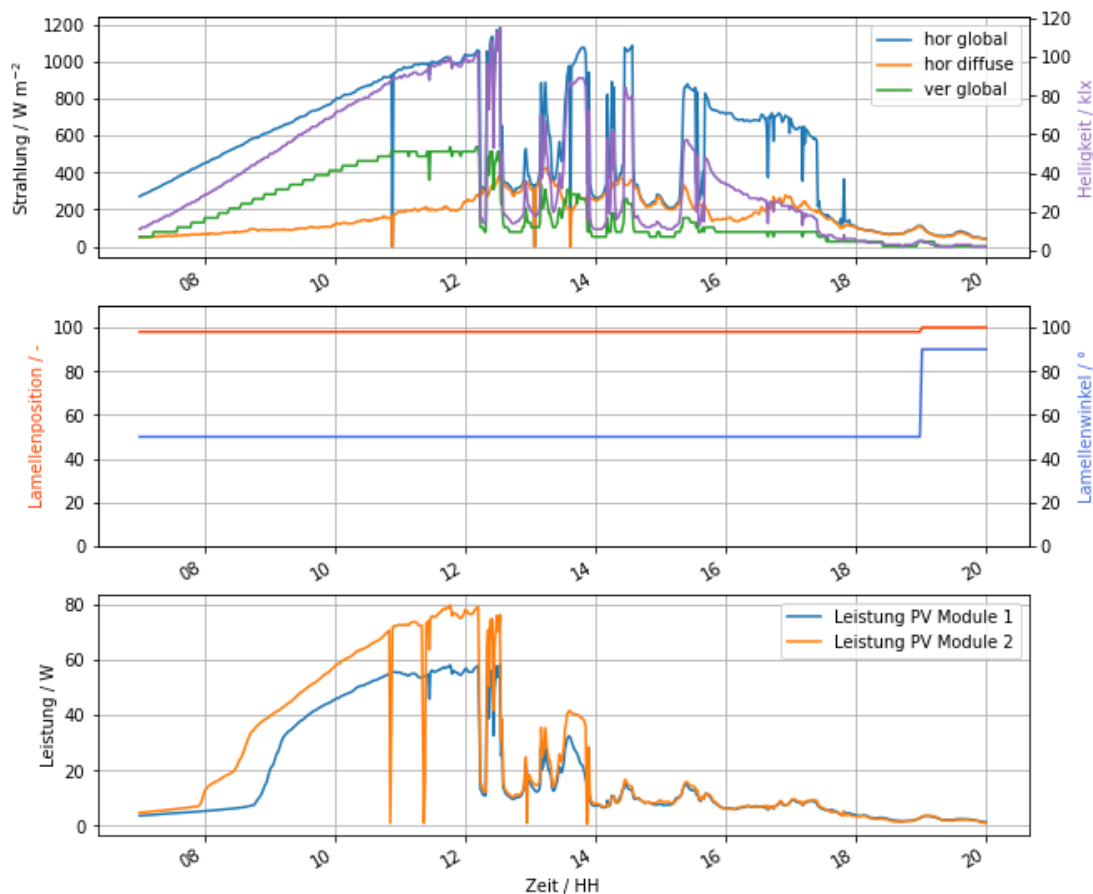


Abbildung 26: PV-output Analyse der zwei Silizium PV-Modulen mit KI-Modell 556. Messdaten wurden am 09.06.2023 aufgezeichnet

An den Strahlungsdaten ist zu sehen, dass es sich um einen sonnreichen Tag mit ansteigender PV-Generierung handelt. Deutlich zu sehen ist, dass das Modul 2 (A - Si) höhere Erträge bei direktem Anteil an Sonnenstrahlung erzielt als das Modul 1 (S - Si). Am Nachmittag bei diffuserem Himmel ist die Differenz zwischen den beiden Solarmodulen nicht zu erkennen. Der errechnete Lamellenwinkel aus dem KI-Modell 556 war tagsüber auf 50° eingestellt.

Als zweites Kriterium an die KI wurde das Komfortverhalten im Raum beurteilt. Es ist zu erwähnen, dass bei beiden KI-Modellen 555 und 556 die PV-Generierung im Vordergrund steht und den Komfortanspruch im Raum nur bedingt erfüllen. Dieser Schritt ist mit Modell 26 der KI-Implementierung geplant, jedoch werden diese Monitoring Daten dazu genutzt um erste Verhaltensmuster der KI bezogen auf das Wohlbefinden im Raum zu analysieren.

Zur Validierung der Beleuchtungsstärke und der Blendung am Arbeitsplatz wird die Tageslichtnorm DIN EN 17037 herangezogen. Diese Norm gibt Empfehlungsstufen in Gering, Mittel und Hoch für die genannten Bewertungskriterien vor. Empfehlungen der Raumtemperatur für den Sommer wurden entsprechend dem adaptiven Komfortmodell (IBO, 2019) herangezogen, welches einen linearen Zusammenhang zwischen der empfundenen Außentemperatur und der gewünschten Innentemperatur herstellt. In Abbildung 27 sind die Beleuchtungsstärken und die Blendungswahrscheinlichkeiten an den vier Arbeitsplätzen sowie die Raumtemperatur dargestellt. Zusätzlich wurden die Komfortbereiche für die einzelnen Parameter in Grau eingeblendet. Am Arbeitsplatz 1 wird in der Uhrzeit von 10 Uhr bis 12 Uhr die maximal empfohlene Beleuchtungsstärke

überschritten und ein weiteres Schließen der Lamelle wäre empfohlen. Hingegen am Arbeitsplatz 3 und 4 befinden sich die Beleuchtungsstärken auf sehr niedrigem Niveau und ein Zuschalten des Kunstlichtes direkt an diesen Arbeitsplätzen wird empfohlen. Zur Blendungsbewertung kann aus dem Diagramm entnommen werden, dass keine wesentliche Blendung an einem Arbeitsplatz stattfindet. Die Raumtemperatur liegt bei 26°C und befindet sich im Akzeptanzbereich für einen Sommertag.

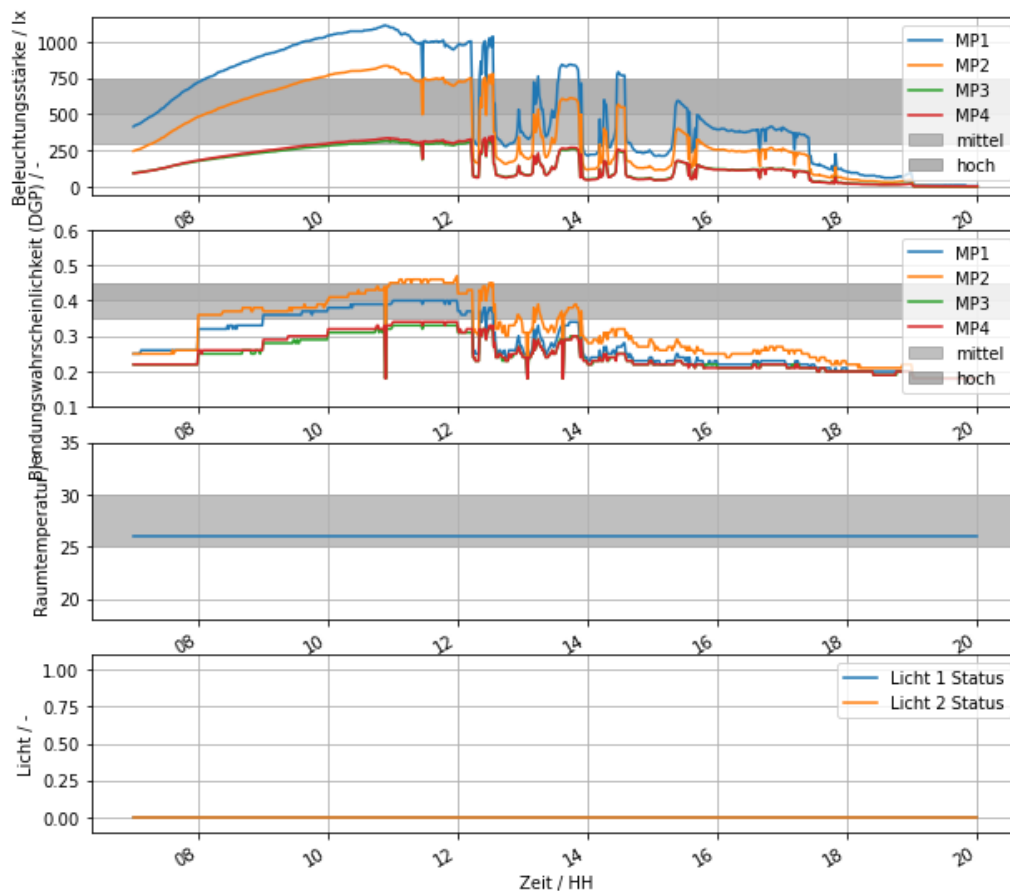


Abbildung 27: Komfort Analyse mit KI-Modell 556. Messdaten wurden am 09.06.2023 gemessen

In einer weiteren Analyse werden unterschiedliche Lamelleneinstellungsfunktionen zu dem ermittelten Lamellenwinkel des KI-Modells gegenübergestellt, siehe Abbildung 28. Eine Standard Sonnenschutzfunktion ist die Cut-Off Funktion, welche sich um eine Winkeleinstellung der Lamelle handelt, in der die direkte Sonneneinstrahlung in den Raum verhindert wird. Diese Funktion wird in der Sonnenschutzbranche sehr oft verwendet und zeigt, dass für eine PV-optimierte Lösung der Cut-Off Winkel der Lamelle ungeeignet ist. Eine weitere Winkeleinstellung, die hier gezeigt wird, ist die Ausrichtung der Lamelle orthogonal zur Sonne. Bei dieser Ausrichtung wird die Eigenverschattung der Lamelle nicht berücksichtigt und kann aus diesem Grund in manchen Fällen von der optimalen Winkeleinstellung abweichen.

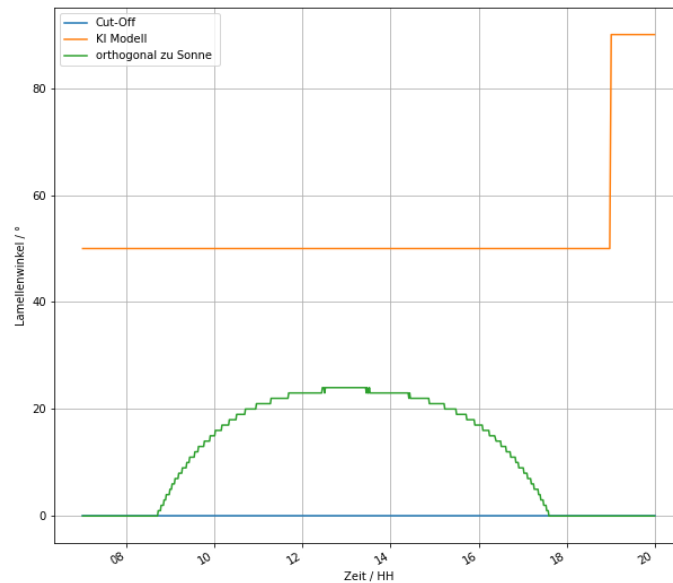


Abbildung 28: Lamellenwinkel Analyse auf Basis unterschiedlicher Funktionen mit KI-Modell 556. Messdaten wurden am 09.06.2023 gemessen

Im nächsten Schritt wird das nächste KI-Modell 555 mit Anwesenheit von drei Personen getestet. In der unteren Abbildung 29 ist der PV-Ertrag mit der jeweiligen Lamellenposition und Lamellenstellung zu sehen. Interessant zu beobachten ist, dass um 10 Uhr die Jalousie auf eine Lamellenwinkel von ca. 10° verfährt. Hierbei ist ein Einbruch in der PV-Leistung zu sehen, welche im Grunde auf eine falsche Einstellung der KI zurückzuschließen ist. Ersichtlich ist ebenfalls der Unterschied beider PV-Module in den Vormittagsstunden, da in diesen Stunden ein höherer Anteil an direkter Sonnenstrahlung auf die PV-Module trifft.

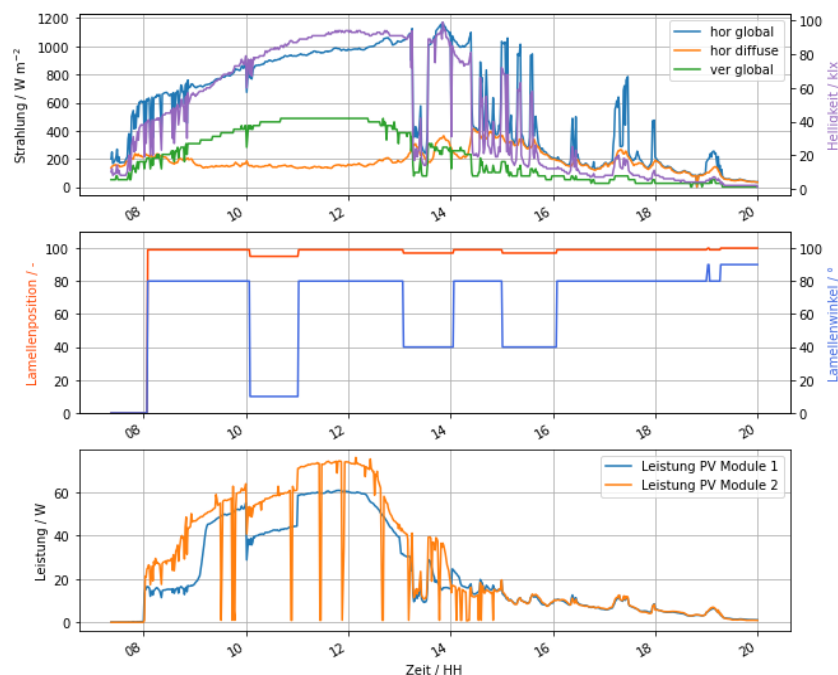


Abbildung 29: PV-output Analyse der zwei Silizium PV-Modulen mit KI-Modell 555. Messdaten wurden am 12.06.2023 gemessen

Unter der Berücksichtigung, dass die KI den Komfort im Raum nicht im Algorithmus einbindet, wurden im Logbuch auch Kommentare zu der Lichtsituation im Raum abgegeben. In einem Kommentar um 10:01 Uhr am Arbeitsplatz 2 wird darauf hingewiesen, dass sich die Jalousie auf waagrechter Position befindet und beide Leuchten eingeschaltet sind und die maximale Beleuchtungsstärke am Arbeitsplatz überschritten wird. In einem weiteren Kommentar um 14:14 Uhr am Arbeitsplatz 2 wird darauf hingewiesen, dass der Raum zu dunkel ist und ein Kunstlicht benötigt wird. Diese Aussagen spiegeln sich ebenso in den Messdaten aus Abbildung 30 wider. Um 10 Uhr wurden beide Leuchten als aktiv gemessen und die Beleuchtungsstärke über den Komfortbedingungen liegt. Dieser Zusammenhang lässt auf ein fehlerhaftes Verhalten der KI schließen, da diese hier ebenfalls einen geringeren Ertrag als in den Messpunkten zuvor lieferte. Ebenso wurde um 14:15 Uhr das Kunstlicht als inaktiv gemessen und die Beleuchtung am Arbeitsraum als zu gering eingestuft. Da jedoch in diesem Zeitschritt die PV-Leistung entsprechend der Tageskurve weiterverlief kann auf ein korrektes Verhalten der KI geschlossen werden. Da das Kunstlicht nicht mit der KI, sondern mit den Messpunkten gekoppelt wurde, musste diese Einstellung nachjustiert werden.

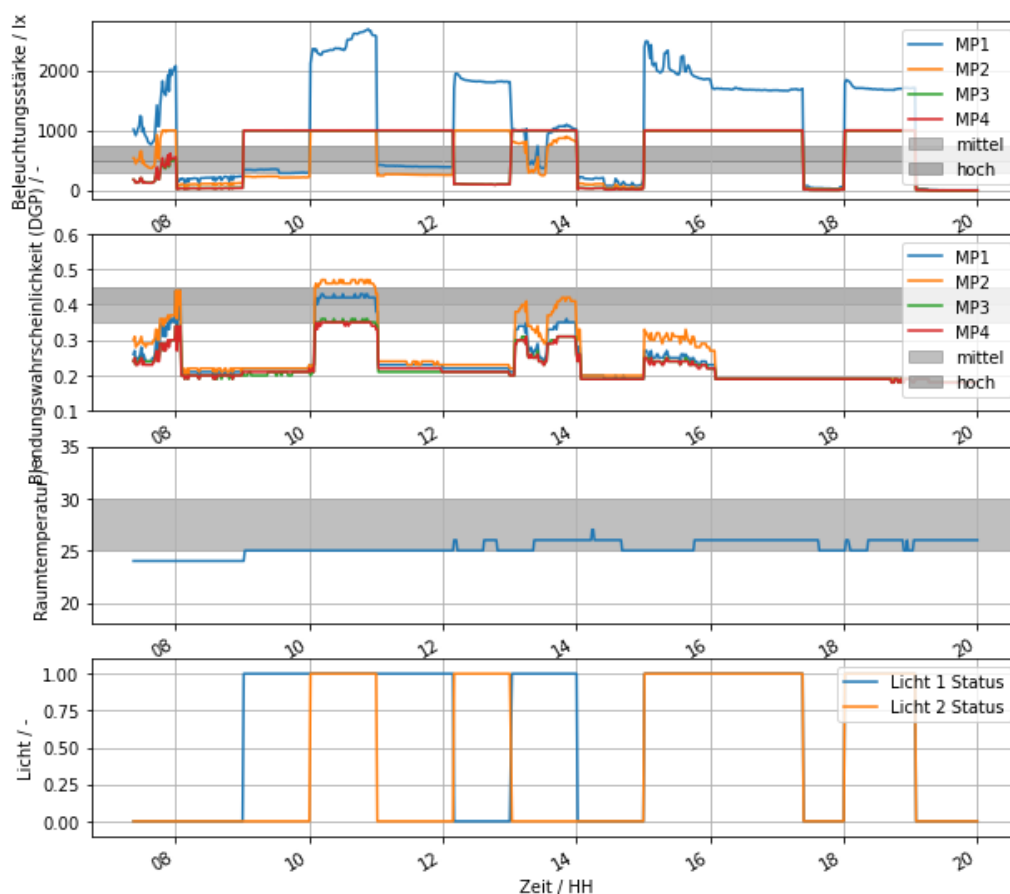


Abbildung 30: Komfort Analyse mit KI-Modell 555. Messdaten wurden am 12.06.2023 gemessen

In Abbildung 31 ist das Verhalten des Lamellenwinkels für das implementierte KI-Modell 555 im Vergleich zum Cut-Off-Winkel und der orthogonalen Position zur Sonne dargestellt. Der Cut-Off ist hierbei immer 0°, da die Sonne im Sommer besonders hoch steht und sich somit durchgehend ein Cut-Off bei 0° beziehungsweise negativen Winkeln ergeben würde. Beim KI-Modell ist ersichtlich, dass der Lamellenwinkel stark zwischen 80° und 40° variiert. Diese beiden Positionen werden vermutlich durch die KI gewählt, da die Zwischenpositionen nahezu keinen Einfluss auf den Wirkungsgradverlust haben

und Winkel unter 40° zu hohe Eigenverschattungen aufweisen würden. Eine Ausnahme stellt jedoch der Winkel von 10° um 10:00 Uhr bis 11:00 Uhr dar. Dieser Winkel resultiert in geringerer PV-Erzeugung wie in Abbildung 29 dargestellt. Hierbei kann auf eine Lernkurve der KI geschlossen werden, da im Anschluss an dieses Ereignis der Winkel mindestens 40° oder 80° betrug.

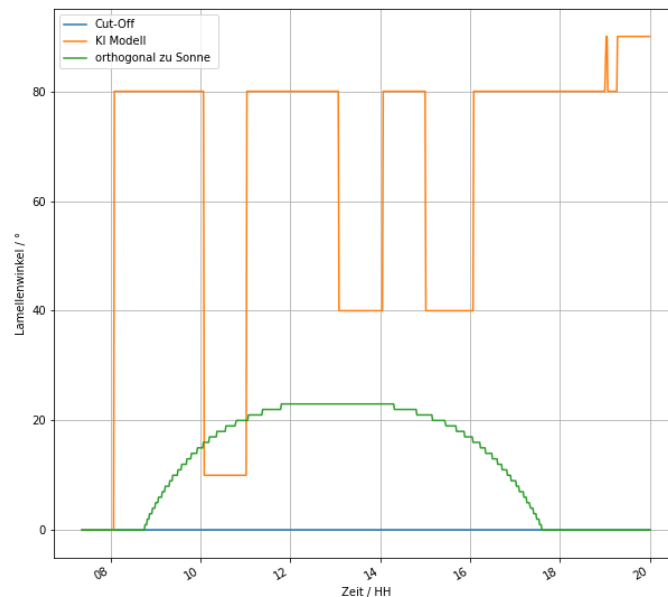


Abbildung 31: Lamellenwinkel Analyse auf Basis unterschiedlicher Funktionen mit KI-Modell 555. Messdaten wurden am 12.06.2023 gemessen

Zuletzt wurde für eine zweite Testwoche das KI-Modell 9 in die Steuerung implementiert. Dieses Modell sollte zusätzlich zum PV-Ertrag den Komfort über die Reduktion der Kühllast im Gebäude berücksichtigen. Hierbei wurde erneut eine Woche mit der neuen Steuerung aufgezeichnet. Ein Vergleich der Ergebnisse ist im folgenden Kapitel beschrieben.

5.4. Vergleich der Testwochen

Dieses Kapitel stellt einen Vergleich zwischen den beiden Testwochen mittels Cut-Off-Steuerung und KI-Implementierung sowie einen Vergleich zwischen den Versionen 1 und 4 der KI dar. Für jede Steuerung wurde ein Zeitraum von einer Woche aufgezeichnet in denen die KI lernen und Einstellungen für den Lamellenwinkel treffen konnte. Ein Vergleich über einen beispielhaften Tag der Steuerungen ist in Abbildung 32 ersichtlich.

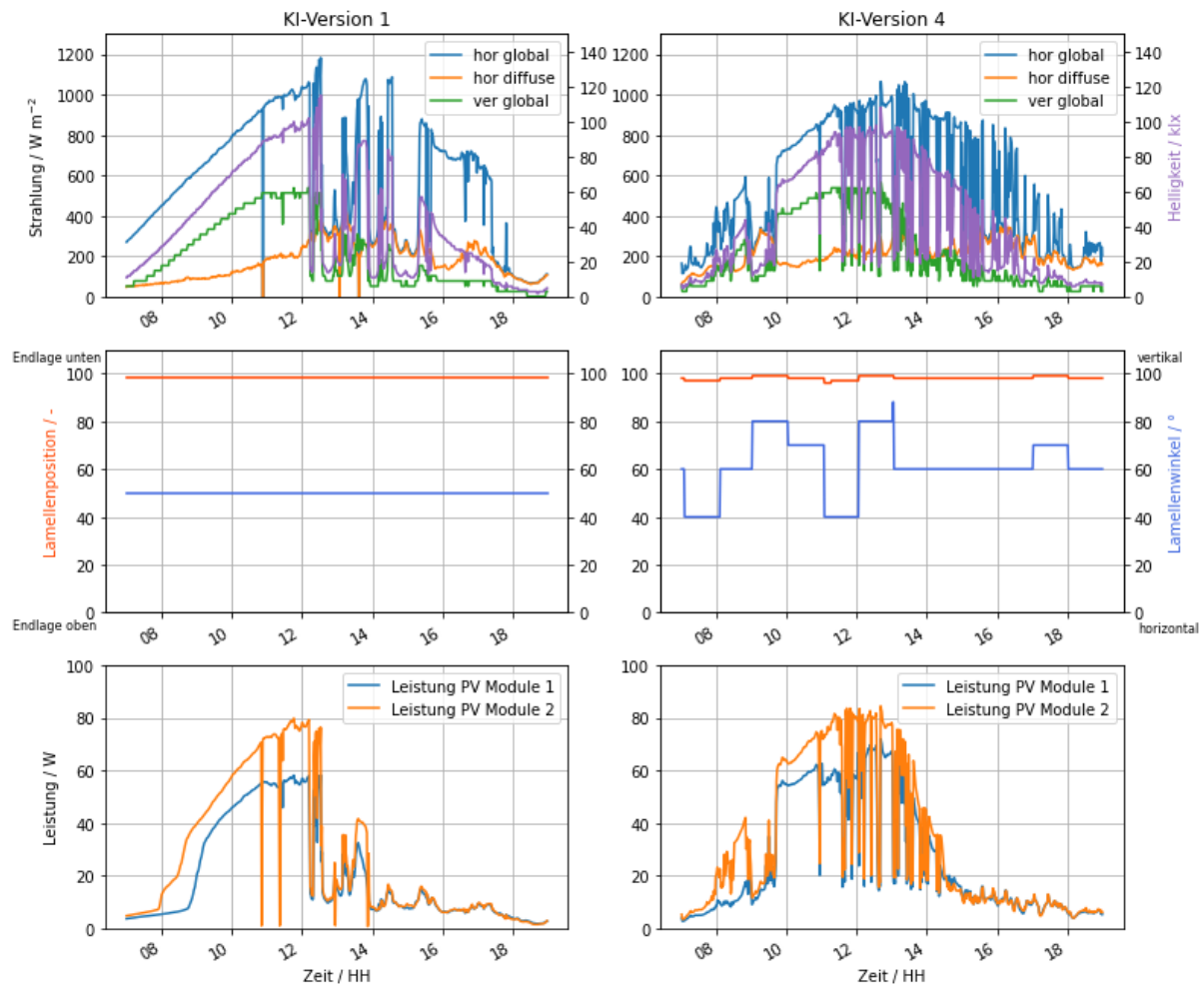


Abbildung 32: PV-output Analyse der zwei Silizium PV-Modulen mit KI-Modellen Version 1 (links) und Version 4 (rechts)

In Abbildung 32 ist dargestellt, wie sich mit Optimierung des KI-Lernalgorithmus die Stellgröße des Lamellenwinkels und der Lamellenposition über die Zeit verändert. Die Reihenfolge der Optimierung liest sich links als KI-Version 1 und rechts zur optimierten KI-Version 4. In der Gegenüberstellung ergänzend dargestellt sind noch PV-Leistung sowie die vorhandenen Strahlungs- und Helligkeitswerte. Zwischen den einzelnen KI-Versionen kann eine Verbesserung erkannt werden, da die KI-Modelle mit neuen Messdaten des Büros angelern wurden und dadurch sich das Modell besser der Realität angepasst hat. Somit kann beobachtet werden, dass die KI mit der Version 4 einen für die vorhandene Strahlung an der Fassade verbesserten Stellwinkel berechnet und somit ein höherer PV-Ertrag erzielt werden kann. Die höheren PV-Erträge ist in den Leistungsdiagrammen für das Modul 1 (S - Si) und Modul 2 (A - Si) zu sehen.

Zur Evaluierung der Funktionalität und Bewertung der Qualität der Steuerung sind zwei Testwochen durchgeführt worden. Die Attribute Strahlung/Helligkeit, Lamellenposition/Lamellenwinkel und Leistung wurden aufbereitet. Parallel zu den Messdaten werden noch Monitoringdaten anhand eines Logbuches erhoben. Abbildung 33 stellt den Vergleich dieser Testwochen zwischen Cut-Off und der KI-Steuerung dar. Hierbei wurde beispielhaft ein Tag mit ähnlichem Strahlungs- und Temperaturverlauf gewählt.

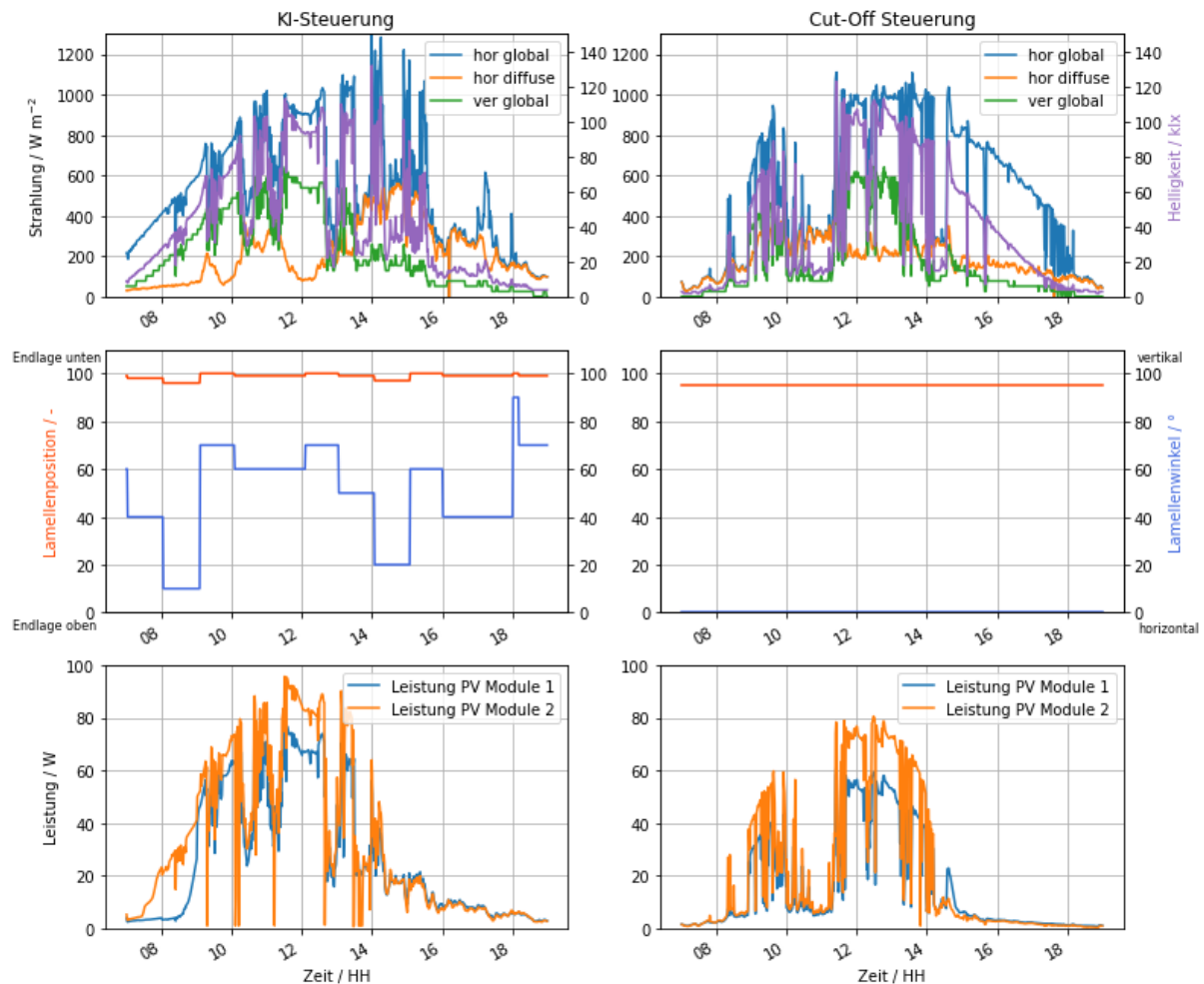


Abbildung 33: PV-output Analyse der zwei Silizium PV-Modulen mit KI-Algorithmus (links) und Cut-Off Regelung (rechts)

Die Messerergebnisse der PV-Leistung zeigen, dass bei ähnlicher Sonneneinstrahlung die KI-Regelung höhere Erträge durch die verbesserte Lamelleneinstellung als eine standardisierte Sonnenschutzregelung wie in diesem Fall die Cut-Off Regelung erzielt. Daraus kann abgeleitet werden, dass eine optimierte Steuerung den Output an PV-Leistung wesentlich erhöhen kann. Aus dem Logbuch geht jedoch hervor, dass durch die streng optimierte PV-Regelung das Licht-Komfortverhalten im Büro verschlechtert wurde, da das Kunstlicht aufgrund des geschlossenen Behangs eingeschaltet werden musste. Des Weiteren kann in der PV-Leistung mit Cut-Off Regelung beobachtet werden, dass die PV-Leistung auch bei einer horizontalen Lamellenstellung einen guten PV-Ertrag erzielt, welcher sich mit der Modulvermessung in Abbildung 3 S-Si Modul deckt.

5.5. Nutzer:innenakzeptanz

Um die Nutzer:innenkomfort während der Testphase der KI zu überprüfen, wurde ein Logbuch durch die Nutzer (Anm.: vier männliche Probanden) des Raumes geführt, welches auf Änderungen in der Behaglichkeit sowie andere Auffälligkeiten hinweisen sollte. In diesem Kapitel wird die Akzeptanz aus dem Logbuch abgeleitet und mit den Ergebnissen der Monitoringphase verglichen.

Bei der Auswertung wurde eine einfache Skala verwendet, um die qualitativen Aussagen bewerten zu können und eine Aussage über die Funktion der KI treffen zu können. Hierbei wurde auf die Kriterien

- Helligkeit
- Blendung
- Kunstlicht
- Thermische Behaglichkeit

Eingegangen. Dabei handelt es sich um die Kriterien, welche ebenfalls für die Regelung der KI herangezogen wurden, da in der Regelungsmethode der KI der Kühlbedarf reduziert werden sollte und ein möglichst hoher PV-Ertrag erreicht werden sollte. Da dieser Ertrag nicht direkt auf den Komfort Einfluss nimmt, wurde erweiternd die Helligkeit und Blendung in die Bewertung mit einbezogen.

Es handelt sich dabei um eine inhaltsanalytische Auswertung auf Grundlage des Logbuches. Dabei wurden die Ergebnisse auf Basis eines Kategoriensystems den oben genannten Ebenen zugeordnet. Im Rahmen der Analyse wurden die gesammelten Statements anhand eines Bewertungsschemas (von - bis +) derart abstrahiert, dass Aussagen über die positiven, neutralen, oder negativen Effekte der eingesetzten Technologien im Vergleich zwischen den Beteiligten möglich sind. Hierbei verweist “+” auf eine positive Aussage wie beispielsweise angemessene Helligkeit, keine Blendung oder angenehme Temperatur. Negative Aussagen werden mit einem “-” bewertet, wenn sie sich auf fehlendes Kunstlicht, Blendung oder zu dunkle Gegebenheiten beziehen können. Aussagen welche Neutral sind wie beispielsweise Beleuchtung, welche durch Kunstlicht korrigiert wurde, werden mit “~” gekennzeichnet. Ein Auszug des Logbuches mit der Bewertung ist in der folgenden Abbildung 34 dargestellt. Das gesamte Logbuch kann dem Anhang entnommen werden.

ID	Start time	Arbeitsplatz?	Offener Kommentar zur Steuerung. Gibt es Auffälligkeiten?	Helligkeit	Blendung	Kunstlicht	Thermisch
23	7.24.23 9:35:02	MP4	- Steuerung: teilweise strahlender Sonnenschein außen, Behang wird heruntergefahren und Licht eingeschaltet. // Lichtbehaglichkeit: Beleuchtungsstärken haben sich gut angefühlt, vereinzelt etwas zu dunkel, jedoch recht schnell wieder angepasst worden. // thermisches Behagen: Einflussfaktor offenes Fenster + offene Türe machen die Frage etwas schwer zu evaluieren.	~	+	+	~
24	7.24.23 10:46:40	MP2	Kopf wurde nicht erkannt-Person am Arbeitsplatz 3 war jedoch im Raum. Das Licht schaltete aus und der Raum war zu dunkel. Überarbeitung der Lichtsteuerung notwendig! Personenerkennung auch bei keiner Ermittlung der Blickrichtung übergeben.	-			
27	7.24.23 15:19:59	MP2	Geblendet wurde ich heute nicht, generell war es ein regnerischer Montag mit kurzen sonnigen Passagen. Das Kunstlicht hat oft die fehlende Helligkeit am Arbeitsplatz ausgeglichen. Konnte öfters beobachten, dass die Jalousie sehr gut PV optimiert angesteuert wurde.	+	+		
30	7.25.23 9:20:23		es ist gerade superdunkel, wolkenverhangen, diffuser Himmelszustand: Lamelle ist unten auf 100% mit Stellwinkel ca. 10°. Kunstlicht ist an..... ist es aktuell egal ob 85° oder 10° für den PV Strom? Oder wägt das System jetzt ab: lass doch ein wenig Tageslicht rein?	-		-	
31	7.25.23 14:52:31	MP1	grad ist es recht dunkel. himmel stark diffuse, außen gefühlt dunkel. im Raum selber ist es auch grenzwertig dunkel. Kunstlicht geht nicht an.	-		-	
32	7.25.23 14:50:11	MP2	Öfters wurde die Jalousie geschlossen und das Kunstlicht eingeschaltet um die fehlende Helligkeit zu kompensieren;	-		-	
33	7.25.23 9:29:14	MP4	Beleuchtung: größtenteils angenehm außer zu in "Helligkeit" gegebenen Zeitpunkten // Helligkeit: 13:09 Uhr und 14:58: etwas zu dunkel für meinen Geschmack; allgemein teilweise etwas dunkel, evtl. durch 10-min Intervall bedingt? // thermisches Empfinden: angenehm, evtl. durch offenes Fenster bedingt? // gestanden: ca. 8.30-8.55 Uhr; neben Schreibtisch gesessen: ca. 9.45 - 10.45 Uhr, Tischposition dauerhaft leicht erhöht es ist jetzt echt superfinster... 14:59, mit 160lx am Tisch. Wir warten noch eine Minute auf 15:00. Lamelle schließt ein wenig und Licht schaltet ein	-			+
34	7.25.23 14:58:43	MP1		-		+	

Abbildung 34: Auszug des Logbuches über zwei Tage

Aus dem Logbuch ging hervor, dass die KI in Bezug auf die Helligkeit im Raum eher geringen Komfort aufweist. Dies hat zur Folge, dass trotz genügend Helligkeit außen, das Kunstlicht innen eingeschaltet

werden musste. Auf thermisches Behagen wurde die KI größtenteils positiv bewertet, da diese meist als angenehm empfunden wurde.

Da die KI auf einen erhöhten PV-Ertrag sowie eine reduzierte Kühllast reguliert wurde, sind die Ergebnisse der Umfrage plausibel. Durch die Ertragssteigerung der PV, wurden die Lamellen so eingestellt, um möglichst viel Sonnenlicht zu absorbieren. Dies resultiert ebenfalls in einer reduzierten Kühllast. Dies hat jedoch zur Folge, dass die Helligkeit im Raum reduziert wird und durch Kunstlicht ausgeglichen werden muss. Als Lösung könnte ein KI-Modell mit Kriterien für Helligkeit und Blendung implementiert werden, um den Kunstlichtbedarf möglichst gering zu halten.

Ein Vergleich der aufgetretenen Logbucheinträge zu den Monitoringdaten ist in der folgenden Abbildung 35 dargestellt. Die Roten Schnittpunkte weisen hierbei auf Zeiten mit eingemeldeten Notizen hin.

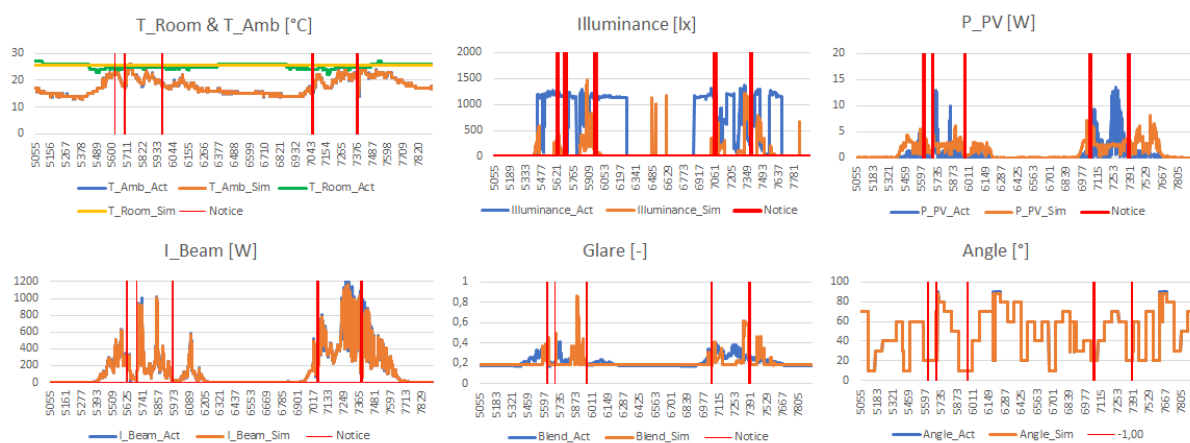


Abbildung 35: Monitoringdaten im Vergleich zu Rückmeldungen aus dem Logbuch

Vergleicht man die Rückmeldungen mit den zeitlichen Verläufen, kann man erkennen, dass die Blendung bei Rückmeldung Nummer 23 und 27 (erster und dritter Balken im Diagramm) übereinstimmt. Die Blendung zu diesem Zeitpunkt wurde ebenfalls laut Messung als nicht störend eingestuft. Auch im Vergleich der Helligkeit zeigt sich, dass bei Meldung 27 (dritter Balken) genügend Sonnenlicht für den Komfort vorhanden ist. Bei Rückmeldung 30 bis 34 (vierter und fünfter Balken) wurde die Helligkeit jedoch als zu gering eingestuft, was ebenfalls in den Daten erkenntlich ist. Dementsprechend lässt sich aus der Testphase zeigen, dass die Monitoringdaten für eine Abschätzung der Behaglichkeit im Raum eine gute Grundlage bieten und für ein Training der KI herangezogen werden können.

5.6. Evaluierung der KI-Regelung im Testbed

Um das Verhalten und die Resultate der KI zu validieren, wurde im ersten Schritt die Simulationsumgebung (TRNSYS) verwendet. Für das initiale Training des KI-Modells wurden historische Wetterdaten verwendet, welche sich über den Zeitraum vom Jahr 2000 bis 2009 stecken. Durch diesen iterativen Trainingsprozess wurden diverse Wetterverhältnisse als Grundlage für das optimale Kontrollverhalten herangezogen. Um anschließend eine signifikante Evaluierung des Verhaltens zu gewährleisten, wurde das zuvor trainierte KI-Modell (Modell 9 – Version 3) mit Wetterdaten aus dem

Jahr 2010 getestet. Insbesondere wird bei der Analyse der Monat Juni 2010 betrachtet, welcher sich über einen Zeitraum von 720h streckt. Die Bewertung erfolgt auf der Grundlage der Log-Files, welche alle Systemzustände in zeitdiskreten Schritten enthält. Als Vergleichsgrundlage (Baseline) wurde eine herkömmliche PV-Installation mit einem statischen Lamellenwinkel von 30° herangezogen. Jene Simulation wurde mit den identen Wetterdaten des Monats Juni 2010 durchgeführt.

In Abbildung 36 ist der eingestellte Lamellenwinkel der jeweiligen Systeme abgebildet, wobei das KI-Modell eine äußerst hohe Diversität bei der Selektion aufweist. Am häufigsten wurde eine Winkeleinstellung von 40° und 60° ausgewählt, wobei die Randbereiche 10° und 80° relativ selten vorkommen. Dies deutet darauf hin, dass im Mittel, abhängig von der Sonneneinstrahlung, das Optimum der PV-Generation mit Winkeleinstellungen zwischen 30°-70° zu erzielen ist.

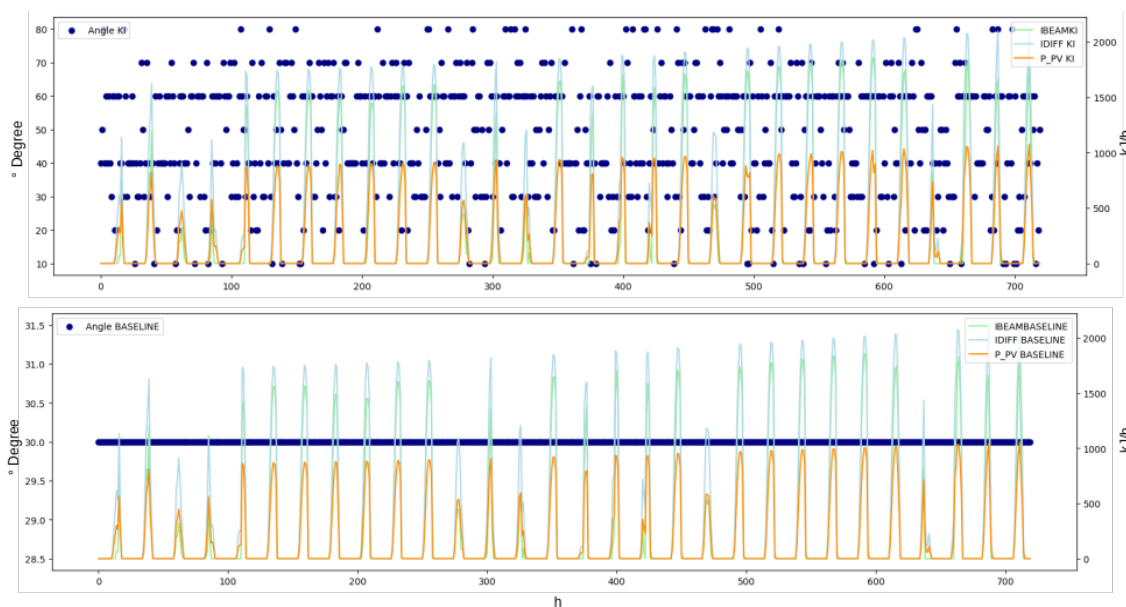


Abbildung 36: Vergleich Lamellenwinkel von KI und Baseline im Monat Juni 2010

In Abbildung 37 ist ein Vergleich der Kühllast, Temperatur und Helligkeit im Raum der jeweiligen Systeme (KI und Baseline) visualisiert. Als Nebeneffekt der hohen Diversität der Lamellenwinkel des KI-Modells ist eine signifikante Verringerung der Kühllast zu beobachten. In Summe können 20000 kJ (5,55 kWh) im Juni 2010 eingespart werden, welche absolut eine Ersparnis von 40% ergeben. Zu beobachten ist ebenfalls, dass bei der Zieltemperatur von keinen Abschlägen auszugehen ist. Dies ist als sehr positives und wünschenswertes Ergebnis einzustufen. Lediglich bei der Helligkeit im Raum gibt es stärkere Fluktuationen, welche auch zu erwarten sind. Wobei jene noch im Toleranzbereich der geforderten Helligkeitswerte liegen und somit als akzeptabel zu bewerten sind. Um eine Besserung dieser Parameter zu erreichen, müsste in die Optimierungsparameter die Beleuchtung am Arbeitsplatz ebenfalls einbezogen werden, was im Zuge dieses Projektes auf Grund der unterschiedlichen Arbeitsplätze und deren Ausrichtung nicht durchgeführt wurde.

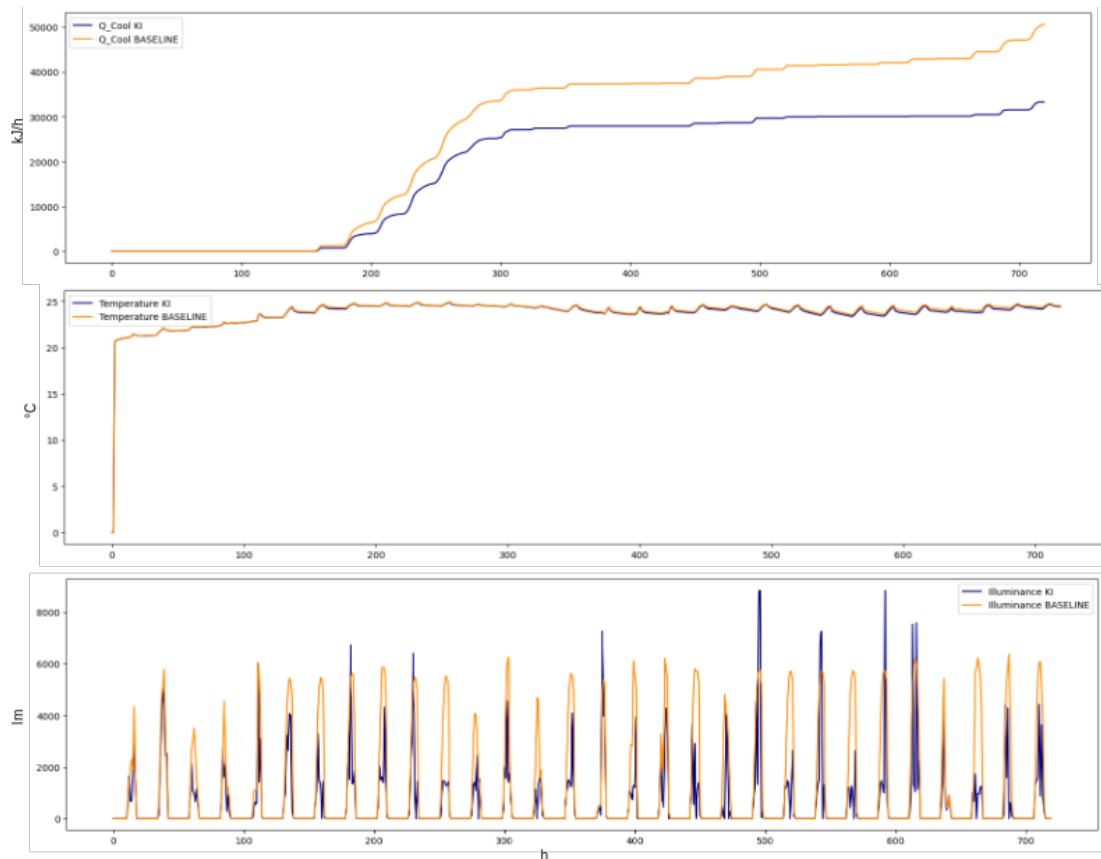


Abbildung 37: Vergleich PV Generation von KI und Baseline im Monat Juni 2010

In Abbildung 38 ist ein Vergleich der PV-Generation der jeweiligen Systeme (KI und Baseline) visualisiert. Wobei eine beinahe durchgehende Steigerung der PV-Produktion des KI-Systems zu erkennen ist. Im Mittel erzielt es eine Steigerung von 100 kJ pro Tag (28 Wh pro Tag) im Vergleich zur Baseline. An manchen Tagen ist jedoch eine signifikante Unterproduktion zu erkennen, welche durch die negativen Spitzen der PV-Differenz sehr gut zu erkennen ist. Dies ist auf eine nicht optimale Winkeleinstellung des KI-Modells zurückzuführen, wobei jene im Mittel, bei einer Einstellung des Lamellenwinkels von 10° entstehen. Dies deutet darauf hin, dass die Varianz des Trainingsdatensets ein wenig zu gering ausfällt, um für alle auftretenden Systemzustände im Juni 2010 einen optimalen Lamellenwinkel vorherzusagen. Jedoch ist dies eine gängige Herausforderung im KI Engineering und kann mit einer Erweiterung des Datensets oder durch ein dementsprechendes Onlinetraining verbessert werden. Allgemein wurde in Summe im Juni 2010 eine Überproduktion des KI-Modells von 1000 kJ (278 Wh) pro Monat erreicht, welche eine Steigerung von 0,9% ergibt. Hochrechnungen zeigen, dass wenn jene zuvor erläuterten negativen Spitzen kompensiert werden, von einem Steigerungspotential der PV-Produktion von 2.3% ausgegangen werden kann.

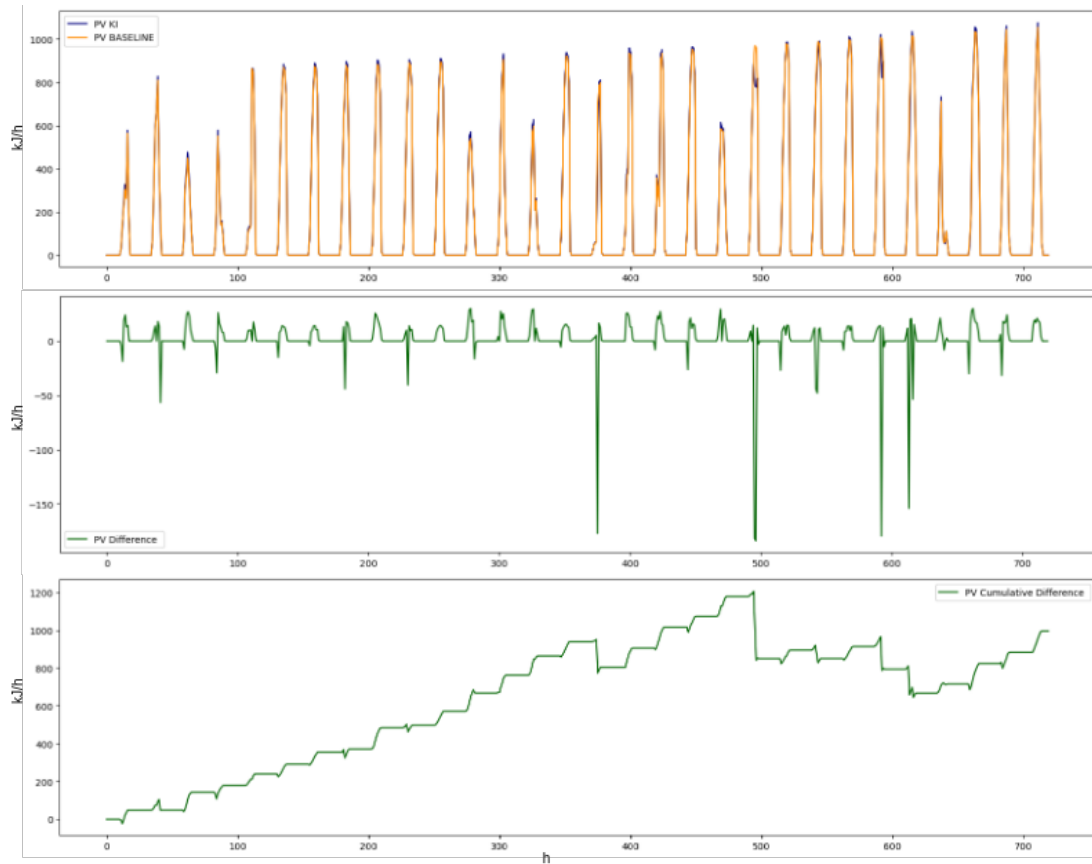


Abbildung 38: Kumulierte PV-Erzeugung zwischen KI und Baseline im Monat Juni 2010

Über die Testphase und den Simulationszeitraum hinweg kann demnach darauf geschlossen werden, dass die Implementierung sowohl in Bezug auf die Reduktion der Kühllast als auch die Steigerung des PV-Ertrages Verbesserungen ergab. Um den Komfort im Raum weiter zu steigern, müssten jedoch weitere Parameter wie beispielsweise die Beleuchtungsstärke oder die Blendung im Raum der KI zur Optimierung programmiert werden.

6 Schlussfolgerungen

Im Zuge des Projektes konnten relevante Herausforderungen der Verschattungs- und PV-Integration erarbeitet werden und wurden durch Testwochen evaluiert und erprobt. Allgemein konnte festgestellt werden, dass eine Kombination aus Beschattungslösungen und Photovoltaik-Modulen durchaus sinnvoll ist und relevante Ergebnisse für die Praxis liefern, da passive mit aktiven Gewinnen kombiniert genutzt werden können. Der optimale Einsatz kann durch die Implementierung einer künstlichen Intelligenz weiter ausgebaut werden. Untenstehend wird einzeln auf die zuvor beschriebenen Ziele eingegangen

Szenarien und Anforderungsanalyse des Systems

Als Haupteinsatzgebiet des Gesamtsystems wurden sogenannte Plus-Energie-Quartiere entsprechend Zukunftsquartieransatz (Schneider, et al., 2023) ermittelt, welche sich durch eine positive Primärenergiebilanz auszeichneten. Zur Erreichung dieses Standards muss sowohl der Bedarf eines Gebäudekomplexes möglichst weit reduziert werden als auch die lokale Energieproduktion durch erneuerbare Quellen möglichst ausgebaut werden. Demnach ergab sich für das System die Anforderung die passiven Erträge je nach Anforderungen zu optimieren und die aktiven Gewinne zu maximieren. Hierfür kann im Sommer die Verschattung genutzt werden, um die Kühllast zu reduzieren und gleichzeitig elektrische Energie durch die PV zu erzeugen. Im Winter sollten die passiven Wärmeeinträge mit den aktiven Gewinnen der PV kombiniert werden. Da diese beiden Systeme sich negativ proportional zueinander verhalten wurde sich für eine Steuerung mittels Künstlicher Intelligenz entschieden um eine möglichst optimale Einstellung zu wählen.

Auswahl der PV- und Verschattungstechnologie

Ein Systemvergleich ergab, dass sich für die Integration von PV-Modulen sowie Künstlicher Intelligenz Raffstore-Systeme am besten eigneten. Diese Art der Verschattung weist zwei Freiheitsgrade - einen für Translation und einen für Rotation - auf, was genügend Einstellmöglichkeiten für die Integration von Künstlicher Intelligenz ermöglichte. Zusätzlich wurden durch die beiden Freiheitsgrade die Optimierung der Erzeugung sowie die Reduktion des Bedarfes erreicht, was wiederum zur Erreichung des PEQ-Standards beitragen kann. Ebenso konnten Schiebe- oder Klappläden mit variablen Lamellenwinkel als geeignetes System ermittelt werden. Auf Grund der erhöhten Kosten und speziellen Unterkonstruktion für dieses System wurde es jedoch im Zuge dieses Projektes nicht weiter betrachtet.

Zur Wahl der PV-Technologie konnten keine direkten Aussagen getroffen werden. Da für jede Anwendung unterschiedliche Systeme Vor- und Nachteile aufweisen sollte die Technologie je nach Anwendung gewählt werden. Ein Vergleich der Systeme stellte dar, dass OPV-Module auf Grund geringer Wirkungsgrade für die Nutzung und Wirtschaftlichkeit des Systems bedingt sinnvoll sind. Bei Si-Modulen musste speziell auf das Gewicht und die Moduldicke geachtet werden, da durch diese Parameter mechanisch geometrische Eigenschaften beeinträchtigt werden (z.B. Lamellenkasten).

Aufbau einer Simulation der realen Umgebung

Durch eine Simulation der maximalen PV-Erträge und dem Stand der Technik konnten die Grenzen für die Erzeugung des Gesamtsystems ermittelt werden. Hierbei wurde der aktuelle Stand der Technik als Cut-Off Steuerung angesehen, welche direkte Solare Einstrahlung im Raum vermeidet. Diese Grenzen

sollten für die KI-Regelung zur Erreichung des PV-Ertrages erreicht werden, um einen wirtschaftlichen Betrieb zu gewährleisten.

Eine Simulation mittels TRNSYS18 wurde zum Anlernen der KI auf Basis der realen Umgebung erstellt. Diese Simulation wurde über Monitoringdaten validiert und zum Erstellen von Trainingsdatensätzen für die KI verwendet. Ein Vergleich der Simulation mit der realen Umgebung zeigte, dass es speziell beim Tageslichteintrag im Gebäude zu größeren Differenzen kommen kann, da dieser stark von der Position der Messpunkte und der Ausrichtung abhängig ist. Demnach war es relevant die KI nicht nur im Zuge der Simulation zu trainieren, sondern auch einen laufenden Lernfortschritt zu ermöglichen.

Modellierung einer KI zur Ertragssteigerung

Auf Basis der Simulation sowie der Anforderungsanalyse wurde im Weiteren ein Modell für die Künstliche Intelligenz entworfen. Für dieses Modell wurde sich für den Reinforcement-Learning Ansatz entschieden, in welchem das Modell auf Basis einer Reward-Funktion stetig mitlernen kann und somit nicht auf die Simulationsdaten beschränkt ist sondern ebenfalls im laufenden Betrieb verbessert wird.

Die KI wurde über vier Modelle mit unterschiedlichen Parametern zur Optimierung verifiziert und getestet. Hierbei wurde einerseits der maximale PV-Ertrag durch die KI ermittelt und als zweiter Test der PV-Ertrag sowie der Kühlbedarf des Gebäudes als Optimierungsparameter eingespielt.

Durch die Verifizierung der KI konnte eine stetige lernkurve der Steuerung ermittelt werden, welche aus vorhergehenden Fehlern lernte und somit weitere negative Rewards vermied.

Funktionstests der Steuerung für das Gesamtsystem

Durch eine Kopplung der KI mit der realen Umgebung und einem implementierten Prototypen konnte die Funktion des Gesamtsystemes ermittelt werden. Hierbei wurden sowohl in Bezug auf die Leistungsoptimierung als auch auf die Bedarfsreduktion verbesserte Ergebnisse durch die Künstliche Intelligenz ermittelt werden. Somit konnte auf eine erfolgreiche Implementierung der Künstlichen Intelligenz in das Gesamtsystem PV mit Verschattungslösung geschlossen werden.

Eine Nutzer:innenanalyse durch Einträge in ein Logbuch über zwei Wochen stellte Großteils negative Einflüsse auf den visuellen Raumkomfort dar. Da dieser Parameter jedoch nicht als Optimierung für die KI herangezogen wurde, konnte über die korrekte Anwendung keine Aussage getroffen werden. In Bezug auf den thermischen Komfort, welcher durch die Reduktion des Kühlbedarfes implementiert wurde, wurden Großteils Positive aussagen getroffen. Daraus ergab sich eine erfolgreiche Implementierung der KI und eine Verbesserung der Steuerungslogik.

7 Ausblick und Empfehlungen

Als weitere Schritte sollten in die Steuerung visuelle Komfortparameter eingebunden werden, um die konkurrierenden Optimierungsparameter besser analysieren zu können. Weiters sollte eine Wirtschaftlichkeitsanalyse des Systems erstellt werden, um die Marktkonformität zu bestätigen. Hierbei sollte nicht auf das Einzelsystem eingegangen werden, sondern vor Allem der Nutzen des Systems in dicht besiedelten Quartieren. Beispielsweise werden zum Erreichen eines Plus-Energie-Standards gemäß (Schöffmann, et al., 2022) teilweise kostenintensive Umbauten an Dach- und Fassadenkonstruktion getätigt, um diesen zu erreichen. Eine Integration der PV-Lamellen könnte zu einer Reduktion der Umbaukosten und dennoch Erreichung dieses Standards führen. Demnach sollten in die Kostenbetrachtung sowohl Umbau- als auch Mehrwerte wie die Reduktion des Kühlbedarfes einbezogen werden.

Das vorliegende Projektvorhaben hat es den Projektpartnern ermöglicht mit neuen Partner:innen aus der Wirtschaft und Forschung zusammenzuarbeiten, sich dabei als zuverlässige und kompetente Einrichtung zu positionieren und dadurch zukünftig weitere Forschungs- oder Aus- und Weiterbildungsprojekte abzuwickeln bzw. zusätzliche Aufträge (Qualifizierungsmaßnahmen, F&E) zu erhalten.

Die Forschungsergebnisse tragen zusätzlich dazu bei, die Herausforderungen und Vorteile von Künstlicher Intelligenz im Gebäudebereich sowie mit der Kopplung von Erneuerbaren Energiesystemen zu erproben. Durch die Vielzahl an Optimierungsparametern für Blendungssteuerungen in Gebäuden konnten die Grenzen der Künstlichen Intelligenz getestet und Verbesserungen der Simulationsmodelle erreicht werden.

Im Zuge des Projektes wurde ebenfalls ersichtlich, dass PV-Lösungen in Sondergrößen – Stichwort Mass Customization - nur schwer am Markt verfügbar sind. So war es eine Herausforderung für die Lamellen passende und zugleich leichte Module zu finden.

8 Verzeichnisse

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Prinzipschema der Modulmessungen mit besonderem Hinweis: das z.B. horizontale Modul ($\alpha=0$) sieht die Strahlungsquelle zwischen 5° und ca. 45° Höhe.....	17
Abbildung 2: Aufbau der Modulmessungen mit Lichtverteilung der verwendeten Leuchte FEH 1000W R7s	18
Abbildung 3: Vergleich der gemessenen Module mit Messsystem-spezifischer Winkel und Temperaturabhängigkeit.....	19
Abbildung 4: Normalisierter, messsystemspezifischer Wirkungsgrad der gemessenen Module in Korrelation Winkel zu Temperatur.....	20
Abbildung 5: Lamellenabmessungen sowie gewählte Module für eine ARB80 Lamelle	21
Abbildung 6: PV-Module A-Si und S-Si	21
Abbildung 7: Schematische Darstellung für einen 3-teiligen Behang	22
Abbildung 8: Funktionsmuster der PV-Integrierten Verschattungslösung - HELLA-ARB80-PV1.....	22
Abbildung 9: Darstellung des Geometrie Modell in PVSites	23
Abbildung 10: Farbenkodierte, stündliche Stellwinkel für das Wetterfile Wien.epw für einen südseitig montierten Raffstore in (oben) Cut-Off Steuerung und (unten) in Ertragsoptimierung-Steuerung.....	24
Abbildung 11: Erzielter, stündlicher Ertrag für (oben) Cut-Off Steuerung und (unten) ertragsoptimier Steuerung	25
Abbildung 12: TRNSYS18-Simulation und verwendete Parameter	26
Abbildung 13: Modell InnovationLab (Links) im Vergleich zum TRNSYS Modell (Rechts)	27
Abbildung 14: Parameter des Simulationsmodelles	28
Abbildung 15: Vergleich der gemessenen und simulierten Werte ohne KI	29
Abbildung 16: Vergleich der gemessenen und simulierten Werte mit KI und Cut-Off-Steuerung	30
Abbildung 17: Verschiebung der Simulationszeit	31
Abbildung 18: Basismodule und deren Schnittstellen	32
Abbildung 19: Ablauf von Reinforcement Learning	33
Abbildung 20: RL Trainingszyklus mit Simulationsumgebung.....	35
Abbildung 21: Deployment in einer physikalischen Umgebung und Retraining.....	36
Abbildung 22: Layout des HELLA-InnovationLab.....	37
Abbildung 23: Fenster des HELLA InnovationLab mit integrierten PV-Modulen	38
Abbildung 24: Schematische Darstellung der IT-Infrastruktur im InnovationLAB Versuchsaufbau	39
Abbildung 25: Flussdiagramm mit einer Übersicht der einzelnen übergeordneten Softwarebausteinen	39
Abbildung 26: PV-output Analyse der zwei Silizium PV-Modulen mit KI-Modell 556. Messdaten wurden am 09.06.2023 aufgezeichnet	42
Abbildung 27: Komfort Analyse mit KI-Modell 556. Messdaten wurden am 09.06.2023 gemessen ...	43

Abbildung 28: Lamellenwinkel Analyse auf Basis unterschiedlicher Funktionen mit KI-Modell 556. Messdaten wurden am 09.06.2023 gemessen	44
Abbildung 29: PV-output Analyse der zwei Silizium PV-Modulen mit KI-Modell 555. Messdaten wurden am 12.06.2023 gemessen.....	44
Abbildung 30: Komfort Analyse mit KI-Modell 555. Messdaten wurden am 12.06.2023 gemessen ...	45
Abbildung 31: Lamellenwinkel Analyse auf Basis unterschiedlicher Funktionen mit KI-Modell 555. Messdaten wurden am 12.06.2023 gemessen	46
Abbildung 32: PV-output Analyse der zwei Silizium PV-Modulen mit KI-Modellen Version 1 (links) und Version 4 (rechts)	47
Abbildung 33: PV-output Analyse der zwei Silizium PV-Modulen mit KI-Algorithmus (links) und Cut-Off Regelung (rechts).....	48
Abbildung 34: Auszug des Logbuches über zwei Tage	49
Abbildung 35: Monitoringdaten im Vergleich zu Rückmeldungen aus dem Logbuch	50
Abbildung 36: Vergleich Lamellenwinkel von KI und Baseline im Monat Juni 2010.....	51
Abbildung 37: Vergleich PV Generation von KI und Baseline im Monat Juni 2010	52
Abbildung 38: Kumulierte PV-Erzeugung zwischen KI und Baseline im Monat Juni 2010.....	53

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Charakteristika der betrachteten Systeme.....	14
Tabelle 2: Vergleich der Erträge bei unterschiedlichen Regelszenarien und Integration	25
Tabelle 3: Standardabweichung zwischen den gemessenen und simulierten Werten	29
Tabelle 4: Datenformat für die Kommunikation zwischen RL – TRNSYS und realer Umgebung	33
Tabelle 5: Übersicht der implementierten Modell-Version mit deren Eigenschaften.....	41

Literaturverzeichnis

Errebai, F. B., Strebel, D., Carmeliet, J. & Derome, D., 2022. *Impact of urban heat island on cooling energy demand for residential building in Montreal using meteorological simulations and weather station observations.* [Online]

Available at: <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2022.112410>
[Zugriff am 08 11 2023].

IBO, 2019. *Thermischer Komfort und Luftqualität.* [Online]

Available at: <https://www.ibo.at/wissensverbreitung/ibomagazin-online/ibo-magazin-artikel/data/thermischer-komfort-und-luftqualitaet>

[Zugriff am 09 11 2023].

Mohr, M., 2023. *Statista.* [Online]

Available at: <https://de.statista.com/statistik/daten/studie/217716/umfrage/urbanisierung-in-oesterreich/>

[Zugriff am 08 11 2023].

Schneider, S., Zelger, T., Sengl, D. & Baptista, J., 2023. *A Quantitative Positive Energy District Definition with Contextual Targets.* [Online]

Available at: <https://www.mdpi.com/2075-5309/13/5/1210>

[Zugriff am 08 11 2023].

Schöfmann, P. et al., 2022. *Zukunftsquartier 2.0 - Replizierbare, thermisch und elektrisch netzdienliche Konzeption von (Plus-Energie-) Quartieren im dichten urbanen Kontext.* [Online]

Available at: https://nachhaltigwirtschaften.at/resources/sdz_pdf/schriftenreihe-2023-33-zukunftsquartier-2-0.pdf

[Zugriff am 09 11 2023].

SolarGaps, 2023. *SolarGaps.* [Online]

Available at: www.solargaps.com

[Zugriff am 08 11 2023].

Weitlaner, R., 2021. *BIIM2IndiLight.* [Online]

Available at: www.hella.info/de/unternehmen/forschung/bim2indilight

[Zugriff am 08 11 2023].

Abkürzungsverzeichnis

KI	Künstliche Intelligenz
MQTT	Message Queuing Telemetry Transport
PV	Photovoltaik
RL	Reinforcement Learning
Ss	Simulationsserver

9 Anhang A – Logbuch

Das Logbuch ist in einem separaten Anhang veröffentlicht.

Bundesministerium für Klimaschutz, Umwelt, Energie, Mobilität, Innovation und Technologie

Radetzkystraße 2, 1030 Wien

+43 800 21 53 59

servicebuero@bmk.gv.at

bmk.gv.at