Publizierbarer Endbericht

Gilt für Studien aus der Programmlinie Forschung

A) Projektdaten

Allgemeines zum Projekt	
Kurztitel:	eAlloc
Langtitel:	Dynamically Optimizing the Allocation of e-cars to Charging Sites
Programm inkl. Jahr:	Zero Emission Mobility 3. Ausschreibung
Dauer:	01.10.2021 bis 31.03.2025
KoordinatorIn/ ProjekteinreicherIn:	Universität für Weiterbildung Krems / Technische Universität Wien
Kontaktperson Name:	Hermann Kaindl
Kontaktperson Adresse:	Viktor-Kaplan-Straße 2 / Bauteil E 2700 Wiener Neustadt, NÖ
Kontaktperson Telefon:	+43-2622-23420-0
Kontaktperson E-Mail:	Hermann.Kaindl@donau-uni.ac.at
Projekt- und KooperationspartnerIn (inkl. Bundesland):	Universität für Weiterbildung Krems, NÖ Department für Integrierte Sensorsysteme Technische Universität Wien, Wien Institut für Computertechnik PowerSolution Energieberatung GmbH, Wien Robert Bosch Aktiengesellschaft, Wien LINZ STROM GAS WÄRME GmbH für Energiedienstleistungen und Telekommunikation, OÖ LINZ NETZ GmbH, OÖ
Schlagwörter:	CO_2-Emissionen, E-Mobilität, dynamische Zuordnung zum Laden, "anytime"-Optimierung
Projektgesamtkosten:	998,589 €
Fördersumme:	745,690 €

Allgemeines zum Projekt	
Klimafonds-Nr:	885026
Erstellt am:	23.09.2025

B) Projektübersicht

1 Kurzfassung

CO_2-Emissionen verursachen den Klimawandel und die E-Mobilität ist einer der wichtigsten Ansätze zu deren Vermeidung im Verkehrssektor. Ein großes Problem bei der E-Mobilität sind derzeit die relativ geringe Reichweite von E-Autos und potenziell sehr lange Unterbrechungen bei längeren Fahrten zum Aufladen. Die Verbesserung der User Experience mit dem Aufladen von E-Autos während solcher Fahrten ist wichtig, da dies die Akzeptanz von E-Autos verbessern wird. Allerdings wird die E-Mobilität nicht zur Reduzierung der CO_2-Emissionen beitragen, wenn sie nicht in erster Linie erneuerbare Energien nutzt. Die Abstimmung der Nachfrage mit der Verfügbarkeit erneuerbarer Energien wird in naher Zukunft auch für das E-Laden auf Autobahnen von Bedeutung sein. Dies muss neben der User Experience des Fahrers mit berücksichtigt werden, welche auch von den Wartezeiten an den Ladestationen abhängen wird. Deren Verfügbarkeit ist klarerweise auch wichtig, genauer betrachtet zum Zeitpunkt der Ankunft und nicht zu dem Zeitpunkt, an dem sich ein E-Auto erst nähert. Unter Berücksichtigung all dieser Aspekte erfordert der Interessenausgleich zwischen allen an der dynamischen Zuweisung eines E-Autos zu einer Ladestation beteiligten Interessengruppen eine Optimierung mit mehreren Zielen, die der Fahrer, der Ladestationen und auch der Anbieter erneuerbarer Energien.

In der Praxis ist es schwierig, globale Optima zu finden, da die entsprechenden Algorithmen unter Umständen beliebig lange brauchen. Dieses Problem wird in solchen dynamischen Situationen noch verstärkt, wenn zu jedem Zeitpunkt ein weiteres E-Auto eine Anfrage senden und die laufende Optimierung beeinflussen kann, die rasch Zuordnungsempfehlungen liefern muss. Daher setzen wir "anytime"-Optimierung um, die sehr rasch eine Lösung findet und die danach verfügbare Zeit für die Suche nach besseren Lösungen nutzt. Wir haben uns mit diesem Forschungsbedarf befasst und die bestehende Theorie um neue Algorithmen erweitert.

Darüber hinaus haben wir uns auch mit dem Problem befasst, dass einige Fahrer die Empfehlung für die optimierte Zuweisung zu einer Ladestelle möglicherweise nicht befolgen. Wir haben spezielle Benutzerschnittstellen entworfen, um menschliche Fahrer anzuregen, damit sie den Vorschlägen folgen. Dieses Fahrerverhalten wurde evaluiert, Benutzerprofile wurden erstellt und die Auswirkungen in umfangreichen Simulationen studiert.

Die Validierung und Evaluierung des Gesamtansatzes insbesondere im Hinblick auf die Nutzung erneuerbarer Energien für das E-Laden erfolgte sowohl durch automatisierte Simulationsläufe mit Wahrscheinlichkeitsverteilungen für bestimmte Parameter als auch durch menschliches "Durchspielen" verschiedener Szenarien mit dem Simulator, an dem menschliche Fahrer teilnehmen können.

Das Konsortium plant eine Exploitation in mehreren Richtungen: E-Ladung und Stromnetze, Nutzung erneuerbarer Energien und die Automobilindustrie. Die erwarteten Ergebnisse werden in der Zukunft zu einer verbesserten User Experience bei der Nutzung von E-Autos, einer verbesserten Nutzung erneuerbarer Energien, stabilen Stromnetzen und zu einer umweltfreundlicheren automobilen E-Mobilität führen.

2 Executive Summary

CO_2 emissions cause climate change, and e-mobility is one of the most important approaches to avoid them in the transport sector. A major issue with e-mobility are currently the range of e-cars and potentially very long charging times during longer trips. Improving the user experience with e-charging during such trips is important, since it will improve the acceptance of e-cars. However, e-mobility will not help reducing CO_2 emissions unless it uses primarily renewable energy. Matching demand with availability of renewable energy will matter in the near future also for e-charging on motorways. Hence, e-charging needs to take this aspect into account as well, of curse, in addition to the driver's experience. The latter will also depend on waiting times at charging stations, whose availability is also important, more precisely at the time of arrival and not necessarily at the point in time when an e-car is still approaching. Taking all this into account, balancing the interests of all the stakeholders involved in the course of dynamically allocating an e-car to a charging station requires multi-objective optimization, for drivers, charging stations, and providers of renewable energy.

Finding global optima is always hard in practice, since the related algorithms may need indefinitely long time. This issue is reinforced in such dynamic situations, when yet another e-car may send a request at any point in time and influence the currently running optimization, which needs to provide allocation recommendations quickly. Hence, we propose "anytime" optimization, which finds a solution very quickly and uses time available after that for finding better solutions, until it has to stop. At the current state of the art, however, existing algorithms for anytime multi-objective optimization can only handle two objectives simultaneously. Hence, we will address this research need and propose to extend the existing theory with new algorithms for anytime optimization that can handle more than two objectives during optimization.

In addition, we also have to address the problem that some driver may not follow the recommendation for the optimized allocation to a charging site. We will design specific user interfaces including scaffolds, provide explanations at request, and investigate means of "nudging" human drivers to follow suggestions. This driver behavior will be evaluated, user profiles created, and effects studied in extensive simulation studies.

The validation and evaluation of the overall approach, in particular with regard to the utilization of renewable energy for e-charging, will be done both through automated simulation runs including probability distributions for certain

parameters, and with humans "playing" the different scenarios with the simulator and distributed user interfaces, so that several human drivers will be able to participate.

This consortium plans for exploitation in several directions: e-charging and electricity networks, utilization of renewable energy, and the automotive industry. The expected results will lead to an improved experience of using e-cars, an improved utilization of renewable energy, stable electricity networks and, overall, a more environment-friendly automotive e-mobility in the future.

3 Hintergrund und Zielsetzung

Insbesondere auf langen Strecken (Überland, Autobahn) werden Elektro-fahrzeuge an E-Ladestationen aufgeladen. Mit zunehmender Anzahl von Elektrofahrzeugen kann es je nach Situation zu längeren Wartezeiten an E-Ladestationen kommen. Oftmals kann das Problem auftreten, dass die erforderliche Ladeleistung an einzelnen Stationen oder zu bestimmten Zeiten nicht mit dem Angebot aus erneuerbarer Energieerzeugung übereinstimmt.

Das übergeordnete Ziel des Projekts war es, einen großen Sprung in der optimierten Zuordnung von E-Autos zu Ladestationen zu erreichen, wobei die Ziele aller beteiligten Akteure zum Interessensausgleich berücksichtigt wurden, jedoch mit einem besonderen Fokus auf der bestmöglichen Nutzung erneuerbarer Energien zur Reduzierung der CO_2-Emissionen.

4 Projektinhalt und Ergebnis(se)

Ziele

1. *Verfügbarkeit eines prototypisch implementierten Optimierers für die Zuweisung von Elektroautos zu Ladestationen unter Berücksichtigung der Verfügbarkeit von Energie aus erneuerbaren Quellen.*
   Dies umfasste die Entwicklung neuer Algorithmen und Modelle sowie deren prototypische Implementierung in Software.
2. *Verfügbarkeit eines Ansatzes für die Beteiligung der Fahrer*
   Dies umfasste ein Interaktionsdesign, eine implementierte Benutzeroberfläche sowohl für Ladeanfragen als auch (falls erforderlich, erläutert) für die Zuweisung zu E-Ladestationen.
3. *Verfügbarkeit eines E-Auto-Szenario-Simulators und Bewertungsergebnisse*
   Dies umfasste die Schaffung einer Simulationsumgebung und den Nachweis der Gesamtwirksamkeit des vorgeschlagenen Ansatzes zur Reduzierung/Vermeidung von CO_2-Emissionen.
4. *Verbreitung wissenschaftlicher Ergebnisse und Planung der industriellen Nutzung*
   Dies umfasste sowohl die Veröffentlichung der wissenschaftlichen

Ergebnisse als auch die Planung der industriellen Nutzung nach Abschluss des Projekts.

In den Arbeitspaketen durchgeführte Aktivitäten und deren Ergebnisse

AP1 Project Management

In diesem Standard-Arbeitspaket wurden die üblichen Aktivitäten durchgeführt.

AP2 Domain Modeling

Wir haben einige öffentlich zugängliche Datenquellen überprüft, um Daten zum Laden von Elektroautos zu sammeln. Die Daten zu österreichischen Autobahnen wurden von OpenStreetMap heruntergeladen und in das Verkehrssimulationstool SUMO (Simulation of Urban MObility) importiert (siehe unten).

In Bezug auf das Verhalten von Objekten haben wir Daten von einer Website abgerufen, die (alle) Ladestationen in Österreich enthält. Auf diese Weise konnten wir Daten sammeln, die für die Modellierung des Verhaltens von Objekten an Ladestationen relevant sind und über die im Konsortium verfügbaren Daten hinausgehen. Bestehende eCar-Ladepunkte wurden zu realistischen Ladestandorten mit zehn und mehr parallelen Ladepunkten zusammengefasst.

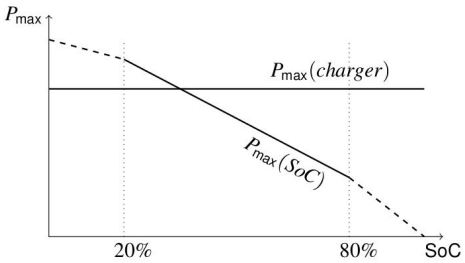
Wir bewerten auch die tatsächlich geladene Energie. Wir müssen die tatsächliche Ladung dynamisch begrenzen, damit die Spitzenlast an der Ladestation niemals die Netzzugangsgrenze überschreitet, da sonst die Hauptsicherung durchbrennen und das Laden aller Elektrofahrzeuge verhindern würde. Aus diesem Grund und weil das Schnellladen von Elektrofahrzeugen an sich vom Ladezustand (SoC) abhängt, ist die tatsächlich geladene Menge in der Regel geringer als die anwendbare Spitzenleistung multipliziert mit der Zeit, die das Elektrofahrzeug an die Ladestation angeschlossen bleibt.

In unserem Beispiel ist die Spitzenladeleistung pro EV auf 120 kW festgelegt, die maximal angebotene Leistung pro Ladepunkt beträgt 100 kW und die Spitzenleistungsgrenze der Station ist auf 200 kW festgelegt, um die Auswirkungen der dynamischen Leistungsbegrenzung deutlich zu zeigen. Das Laden von Elektrofahrzeugen wird zusätzlich durch die Abhängigkeit der Ladeleistung vom Ladezustand (State of Charge, SoC) eingeschränkt, die wie unten dargestellt modelliert ist.

$Size$ [kWh]	$P_{max}(20\%)$ [kW]	$P_{max}(80\%)$ [kW]
40	120	40
80	240	80
120	360	120

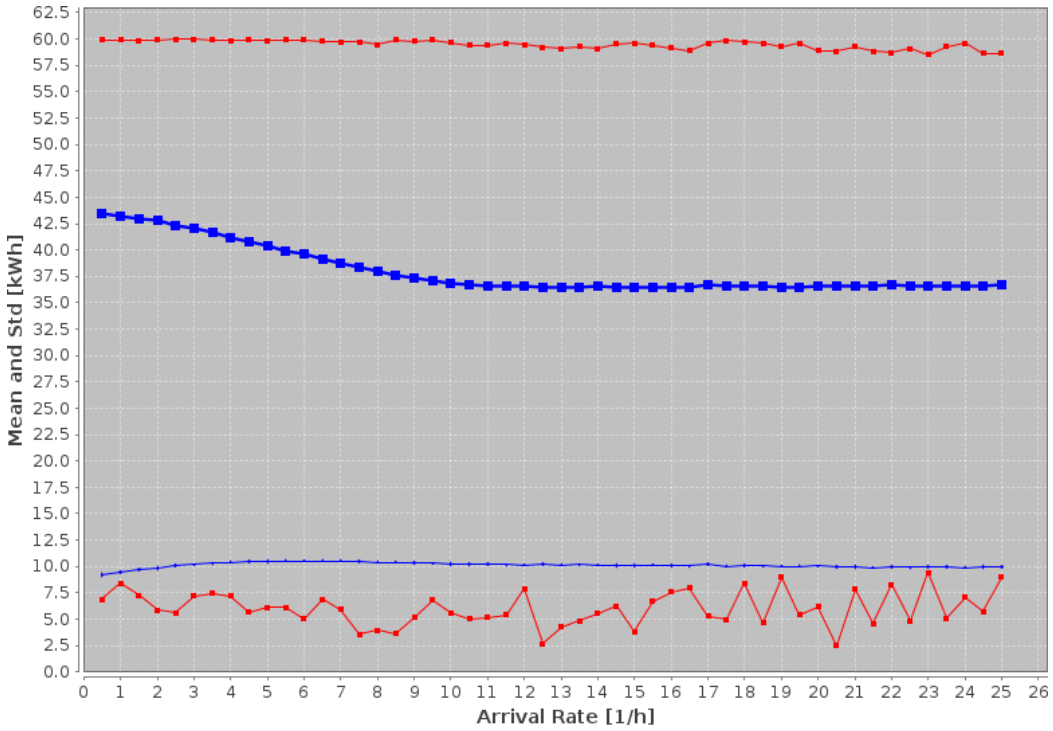
$$P_{max}(SoC) = min\left(Size\frac{1.1}{33}(110 - SoC[\%]), P_{max}(charger)\right)$$

$$T_{min}(80\%) = \int_{SoC}^{80\%} \frac{Size}{P_{max}(SoC)} = \ldots$$



Empirisches Modell zur Abhängigkeit der Schnellladeleistung vom SoC

Die tatsächlich in die Elektrofahrzeuge während des Besuchs der Ladestation geladene Energie ist unten dargestellt: Die fettgedruckte blaue Linie zeigt die erreichte mittlere Ladeleistung und die helle Linie die Standardabweichung. Die Batteriekapazität wird mit 60 kWh angenommen, was sich auch in der maximal geladenen Energie widerspiegelt (obere rote Linie). Die minimale Ladeleistung (untere rote Linie) ergibt sich aus der Beta-Verteilung des Ladebedarfs pro Elektrofahrzeug, die ein Maximum um den Mittelwert herum aufweist, wo die Einstellung bei 80 % der Batteriekapazität liegt, d. h. bei 48 kWh. Im gezeigten Beispiel ist die tatsächlich geladene Energie im Durchschnitt etwas geringer aufgrund (a) der zufälligen Reservierungszeit, die für etwa 25 % der Elektrofahrzeuge nur 15 Minuten beträgt und somit nicht ausreicht, um ein Elektrofahrzeug mit mittlerem Bedarf vollständig aufzuladen, und (b) aufgrund des starken Rückgangs der Ladeleistung kurz vor Erreichen einer 100-prozentigen Batterieladung, wie oben gezeigt, was der Grund dafür ist, dass die Batterien auf Langstreckenfahrten zumindest bei Zwischenstopps bequem nur zu 80 % geladen werden.



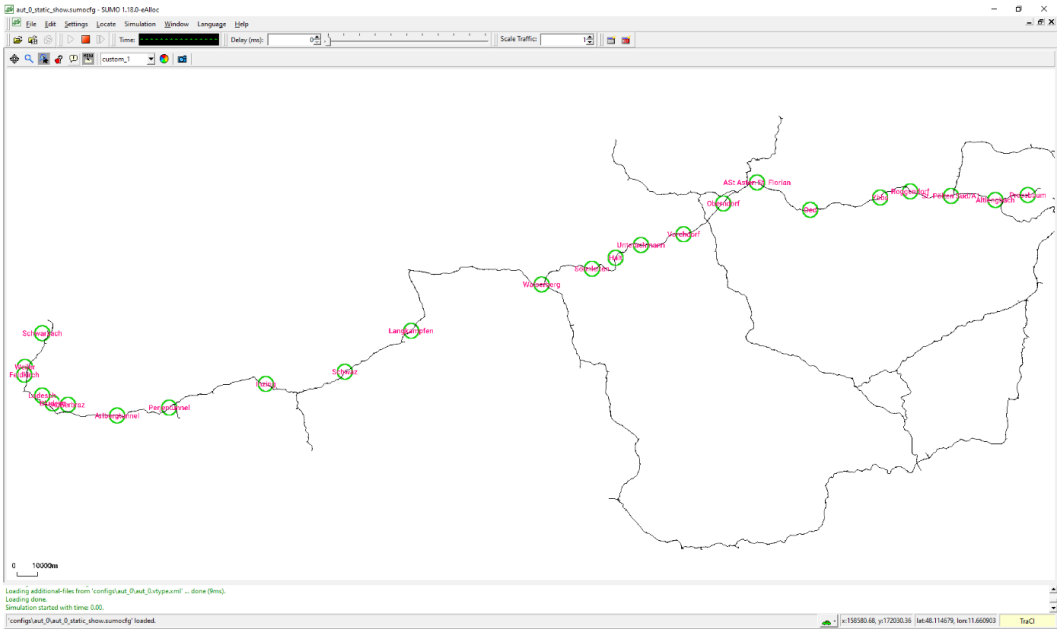
Durchschnittliche Leistung, die von den Elektrofahrzeugen beim Besuch der Ladestation verbraucht wird.

Datenerhebung zu Verkehrscharakteristika

Wir haben Daten zu Verkehrscharakteristika für das österreichische Autobahnnetz erhoben. Die Daten der Zählstellen wurden von der Autobahnen- und Schnellstraßen-Finanzierungs-Aktiengesellschaft (ASFINAG) bereitgestellt.

Die Auswahl der Zählstellen erfolgte auf Grundlage einer angenommenen Route von Wien nach Bregenz. Entlang der kürzesten Strecke zwischen diesen beiden Städten wurden Zählstellen ausgewählt, die über die gesamte Strecke verteilt waren. Wir haben Messstationen in der Nähe größerer Siedlungen vermieden, um den lokalen Verkehr zu vermeiden, der nur kurzzeitig für innerstädtische Fahrten auf das Autobahnnetz auffährt. Daher können wir davon ausgehen, dass alle gezählten Fahrzeuge längere Strecken zurückgelegt haben.

Die Daten wurden verwendet, um den Verkehr in den Sumo-Simulationen für verschiedene relevante Verkehrssituationen zu kalibrieren, z.B. den typischen Montagmorgenverkehr. Diese Einstellungen können dann in verschiedene Szenarien einbezogen werden, um realistischere Simulationen zu ermöglichen. Zu diesem Zweck haben wir bereits die ersten Schritte der Datenaufbereitung durchgeführt, darunter die Datenbereinigung, die Überprüfung der Konsistenz und die Zuordnung zu Punkten innerhalb unserer Sumo-Simulationsumgebung. Die folgende Abbildung zeigt die Lage der ausgewählten Zählstationen auf der Karte, die wir in Sumo für Verkehrssimulationen dargestellt haben.

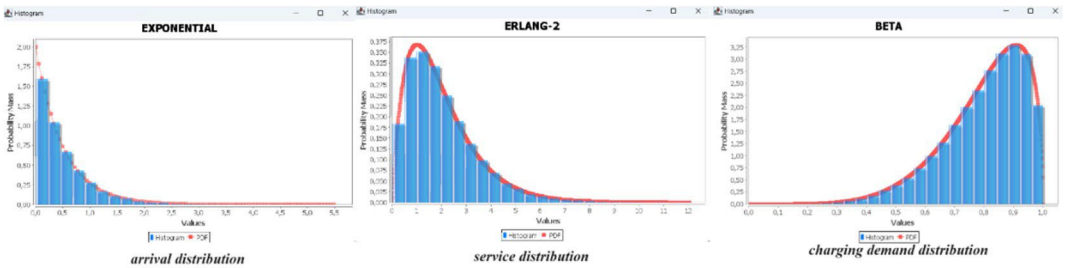


Auf der Karte angezeigte Zählstationen, wie in Sumo dargestellt

Verbesserte Modellierung und Simulation von Ladestationen

Das Simulationswerkzeug für Ladestationen entlang von Autobahnen, das eine realistischere Modellierung des Gleichstromladens und der Netzleistungsbegrenzung durch intelligentes Laden ermöglicht, wurdeim letzten Zeitraum fertiggestellt. Die grafische Darstellung der statistischen Ergebnisse wurde erweitert, um zusätzlich zu den Mittelwerten mehr und besser visualisierte Informationen bereitzustellen, d.h. Konfidenzintervalle, Standardabweichungen, 10 %- und 90 %-Perzentile und Spitzenwerte, wo erforderlich.

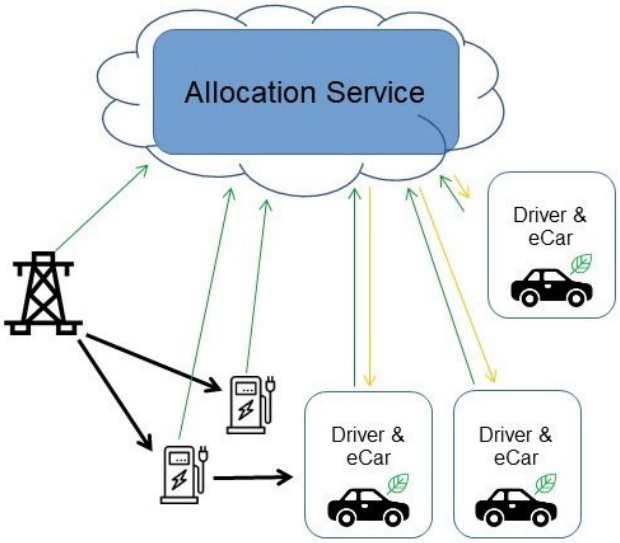
Um eine passende Verteilungsfunktion für die Ankunft an einer Ladestation, die Ladezeiten und den Energiebedarf der ankommenden Elektrofahrzeuge auszuwählen, stehen mehrere Verteilungsfunktionen zur Auswahl. Die Standardauswahl der Verteilungen ist eine negativ-exponentielle Ankunftsverteilung, Erlang-2 mit einem Mittelwert von 0,5 Stunden für die Ladezeit und eine Beta-Verteilung mit einem Mittelwert von 80 % der Batteriekapazität für den Ladebedarf, wie in der folgenden Abbildung dargestellt.



Beispielverteilungen, die vom Simulationswerkzeug zur Analyse der Leistung der Ladestation verwendet werden

Die erzielten Simulationsergebnisse können zusammen in einer ZIP-Datei gespeichert werden, einschließlich der Simulationsparameter zur Dokumentation, oder einzeln im SVG- oder PNG-Format mit wählbarer Auflösung oder als einfache CSV-Datendatei. Nach jedem Simulationslauf können die Parameter angepasst und die Simulation wiederholt werden. Die Hauptfenster mit den Ergebnissen bleiben verfügbar, um nachfolgende Simulationsergebnisse zu vergleichen. Wenn die letzte Anpassung nicht die erwartete Verbesserung gebracht hat, können die neuesten Ergebnisse gelöscht werden, ohne dass die Ergebnisse früherer Simulationsläufe verloren gehen.

AP3 Conceptualization of Solution



In Bezug auf die Konzeptualisierung der Lösung bietet diese Abbildung einen Überblick und veranschaulicht den Kern des Lösungsansatzes, der auf einem neuen, in der Cloud zu implementierenden Allokationsdienst basiert, der einen neuen Allokationsoptimierer umfasst. E-Autos und ihre Fahrer kommunizieren mit diesem Dienst und werden schließlich an einer zugewiesenen Station aufgeladen. Die Ladestationen kommunizieren ebenfalls mit dem Allokationsdienst und teilen ihm beispielsweise ihre Verfügbarkeit mit. Das Stromnetz versorgt die Ladestationen mit elektrischer Energie und informiert ebenfalls den Allokationsdienst.

Optimierungsansatz:

Wir haben einen Optimierungsansatz auf Basis eines hybriden genetischen Algorithmus entwickelt, der sowohl die gesamten CO2-Emissionen als auch benutzerdefinierte Prioritäten für das Laden von Fahrzeugen berücksichtigt. Der hybride genetische Algorithmus umfasst die folgenden Schritte:

Selection: Der Auswahlprozess erfolgt nach der Roulette-Wheel-Methode mit Wahrscheinlichkeiten, die proportional zu den Kosten der einzelnen Lösungen sind.

Crossover: Die Kandidaten der Eltern kombinieren den Zeitplan, um neue Lösungen zu erstellen, wobei die Auswahlwahrscheinlichkeiten proportional zu

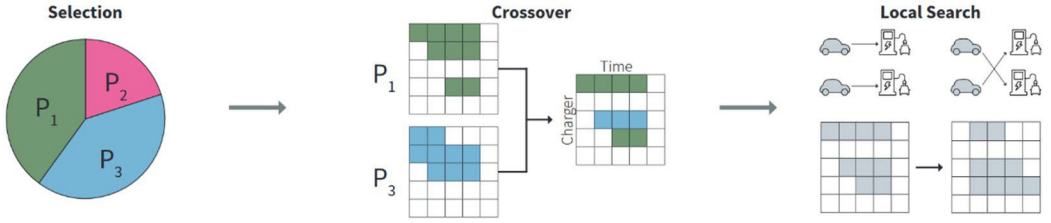
den jeweiligen Kosten sind. Nicht eingeplante Elektrofahrzeuge werden mit ε=0,1 neu eingeplant, d. h. es wird ein „greedy" Ansatz verwendet.

Local Search: Die lokale Suche zielt darauf ab, die beste Lösung weiter zu verbessern.

Mutation: Neuplanung von Elektrofahrzeugen mit ε=1 für maximale Erkundung in der Ausgangsbevölkerung und ε=0,2 für nachfolgende Generationen.

Ranking & Iteration: Lösungen werden nach absteigenden Kosten gereiht, wobei die besten 100 für die nächste Algorithmusiteration beibehalten werden.

Die folgende Abbildung veranschaulicht den allgemeinen Ansatz des hybriden genetischen Algorithmus.



a) Hybrid Genetic Algorithm

Genauer gesagt wird die Zielfunktion für die Mehrzieloptimierung als Linearkombination definiert aus

- dem besten Punkt zum Aufladen jedes E-Autos unter Berücksichtigung seines aktuellen Ladezustands,
- den niedrigsten CO2-Emissionen, die durch das Aufladen des E-Autos an einer bestimmten Station zu diesem bestimmten Zeitpunkt entstehen, und
- der Anzahl der E-Autos, die derzeit als außerplanmäßig gekennzeichnet sind, aber auf ihrer Route aufgeladen werden müssen.

Nur eCars, deren verbleibende Reichweite kürzer ist als die Entfernung der vorhergesagten Route, nehmen an diesem Optimierungsprozess teil.

$$E_{\text{cost}} = \sum_{i=0}^{n} \sum_{j=0}^{m} sgn(s_{i,j}) CO_2(i,j)$$

$$R_{\text{cost}} = \sum_{i=0}^{n_{EV}} \max\left(RR_i - CD_i - \frac{TR_i}{4}, 0\right) * s_i$$

$$U_{\text{cost}} = \sum_{i=0}^{n_{EV}} (1 - s_i)$$

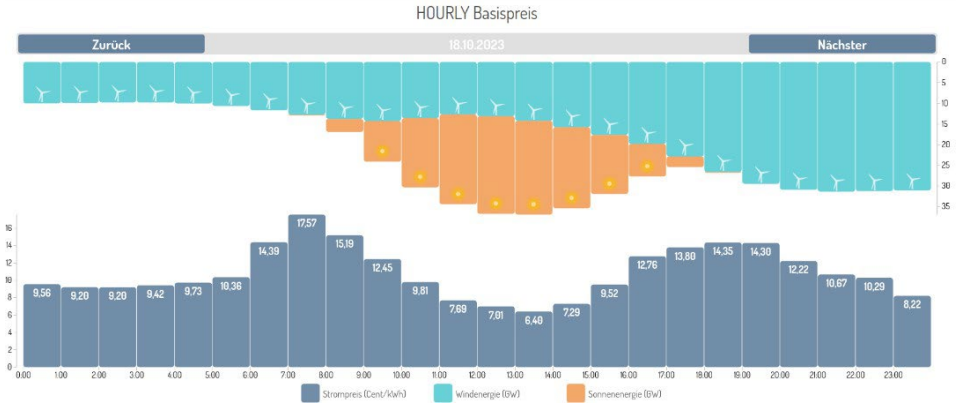
$$O(\alpha, \beta, \gamma) = \alpha E_{\text{cost}} + \beta R_{\text{cost}} + \gamma U_{\text{cost}}$$

In Bezug auf die verschiedenen Komponenten der Zielfunktion führt die Minimierung von E_{cost} zu niedrigeren CO_2 -Emissionskosten (bei Verwendung von tagesinternen preisabhängigen Ladetarifen), U_{cost} dient der Planung derzeit nicht

eingeplanter eCars und R_{ocst} stellt sicher, dass sich das Ladegerät in Reichweite befindet und der Ladevorgang bei mehr als 20% der verbleibenden Batterieladung beginnt. Wir haben die verschiedenen Parameter hinzugefügt, um eine Priorisierung der verschiedenen Ziele zu ermöglichen.

Die lokale Suche verfügt über einen Parameter, der zwischen einem First-Fit- und einem Best-Fit-Ansatz umschaltet. Bei der First-Fit-Variante kann die Reihenfolge der Autos ausgewählt werden.

Um den Fahrern dynamische Preisprognosen und den CO_2-Gehalt in den Angeboten zu vermitteln, müssen wir den Energiemarkt verstehen. Die gesamte erzeugte Energie wird in das Stromnetz eingespeist, das metaphorisch mit einem Rohrleitungsnetz vergleichbar ist. Jede an einer Stelle eingespeiste Energieeinheit muss genau zum gleichen Zeitpunkt an einer anderen Stelle wieder abgegeben werden. Wenn also eine Ladestation Strom mit einer lokalen PV-Anlage erzeugt, ist es wirtschaftlich vorteilhaft, diesen lokal zum Laden eines Elektrofahrzeugs zu verwenden, solange die Vergütung für die Energieeinspeisung geringer ist als der Energieeinkaufspreis. Physikalisch gesehen macht es jedoch keinen Unterschied, ob erneuerbare Energie in das Netz eingespeist oder lokal genutzt wird, solange sie tatsächlich erzeugt wird und dadurch die Menge an fossilen Brennstoffen reduziert wird, die in einem konventionellen Kraftwerk verbrannt werden. Die Auswirkungen auf die Reduzierung von CO_2fossilen Ursprungs sind für das Klima gleich, unabhängig davon, wo erneuerbare Energie verbraucht wird. Wenn das Stromnetz jedoch überlastet ist, kann es zu einer Einschränkung der lokalen erneuerbaren Energiequellen kommen, da der von ihnen eingespeiste Strom nicht geliefert werden kann. In diesem Moment verringert eine Erhöhung der regionalen Last die erforderliche Einschränkung und verbessert dadurch die Auslastung der lokalen erneuerbaren Energiequellen und damit auch den Anteil der über ein Jahr erzeugten erneuerbaren Energie. Letzteres gilt auch dann, wenn in diesem Moment die grüne Energie verschwendet wird, was zwar nicht das Ziel sein sollte, aber es ist wichtig zu verstehen, dass manchmal die lokale Effizienz geopfert werden muss, um eine höhere Effizienz in größerem Maßstab zu erreichen.



Erneuerbare Energieerzeugung und Energiepreisprognose für den aktuellen Tag durch einen alternativen Energieversorger [https://www.awattar.at/services/charts/hourly]

Die Vorhersage der erneuerbaren Energieerzeugung und der Energiepreise für den nächsten Tag korrelieren, da die fossile Energieerzeugung heutzutage die teuerste ist. Mögliche Quellen sind unter anderem: https://app.electricitymaps.com/map und https://www.energy-charts.info/charts/power/chart.htm?l=de&c=AT (Daten von ENTSO-E, bereitgestellt über den Fraunhofer ISE Web-Service).

Daher ist es in unserem Lösungsansatz *nicht* erforderlich, Wettervorhersage-daten explizit einzubeziehen. Der prognostizierte CO_2-Gehalt kann indirekt über die festgelegten Intraday-Preise (immer im Voraus für den nächsten Tag) berücksichtigt werden.

In der letzten Periode haben wir uns darauf konzentriert, die Präferenzen der Nutzer einzubeziehen und zu erfüllen. Um die widersprüchlichen Ziele zu bewältigen, wurden mehrere Algorithmen zur *multi-objective* Optimierung implementiert. Das Ziel dabei ist es, gute Kompromisse zu finden, die besten Kompromisslösungen, bei denen keine der Kosten gesenkt werden kann, ohne die anderen zu erhöhen – diese Lösungen werden als *Pareto-optimal* bezeichnet. Die jederzeit einsetzbaren Mehrzielalgorithmen werden verwendet, um diese Pareto-optimalen Lösungen zu finden oder, realistischerweise, zu approximieren.

Der Vorteil der Verwendung dieser multikriteriellen Algorithmen besteht darin, dass die Nutzer verschiedene Vorschläge zum Aufladen erhalten und dann entsprechend ihren Präferenzen auswählen können.

Einige der multikriteriellen Optimierungsalgorithmen verwenden ein externes Archiv, um die besten (gefundenen) Lösungen zu speichern, optimieren in jeder Iteration eine der Lösungen aus dem Archiv und aktualisieren schließlich das Archiv, wenn eine bessere Lösung gefunden wurde.

Ein anderer Ansatz wird von *evolutionären Algorithmen* (EAs) verfolgt. Diese verwenden mehr als eine Lösung im Optimierungsprozess und es wird eine ganze Population von Lösungen behandelt. Verbesserungen werden dann durch die Kombination guter Eigenschaften der Lösungen in der Population erzielt. Einige EAs greifen ebenfalls auf ein Archiv zurück, um die Pareto-optimalen Lösungen zu speichern, während andere sie explizit in der Population behalten.

Bei unserer Untersuchung „echter" multikriterieller Algorithmen lag ein Schwerpunkt darauf, die Ergebnisse dieser Algorithmen besser vergleichbar zu machen. Zu diesem Zweck wurde eine Berechnung des Hypervolumens der gefundenen Annäherung an die Pareto-Front implementiert. Das Hypervolumen ist ein Maß für den von den gefundenen Lösungen abgedeckten Raum und wird verwendet, um sowohl die Qualität als auch die Vielfalt der gefundenen Lösungen mit einem einzigen Wert zu vergleichen.

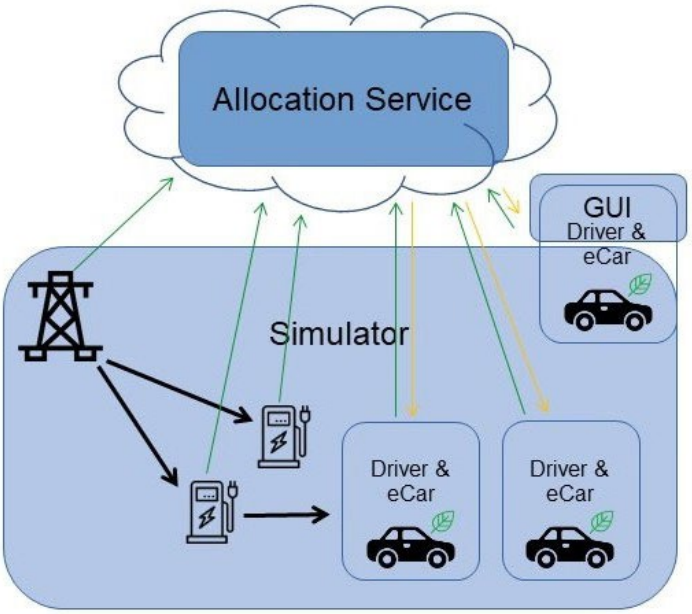
Der Vergleich der Algorithmen kann auch die Verwendung von *Personas* umfassen (siehe unten), wobei eine Persona eine bestimmte Präferenz für bestimmte zugewiesene Vorschläge hat. Auf diese Weise kann getestet werden, wie gut sich ein Algorithmus an die Präferenzen der Benutzer anpassen kann. Jeder Fahrer kann zwischen verschiedenen Lösungen für jedes der verschiedenen Ziele wählen. Indem alle Fahrer auf eine bestimmte Persona eingestellt werden und somit alle Fahrer denselben Lösungstyp auswählen, kann die entsprechende Leistung verglichen werden, z. B. wenn alle Fahrer die Lösung mit den niedrigsten CO_2 -Emissionen wählen.

Es wurde ein Basisalgorithmus erstellt, bei dem alle Nutzer auf der Grundlage ihrer Ladegerätpräferenz, ihrer Persona und der Auslastung der Station selbst über die Ladestopps entscheiden. Diese Basislinie stellt den Status quo dar und wurde verwendet, um zu sehen, welche Verbesserungen durch den Einsatz der koordinierten und optimierten Ladeplanungsalgorithmen erzielt werden können.

Ein weiterer Schwerpunkt lag auf der Dynamik des Problems. Da Änderungen, z.B. der Anschluss eines neuen Elektrofahrzeugs an das System, leicht erkannt werden können, können wir einige Maßnahmen ergreifen.

AP4 Prototypical Realization

Im Rahmen dieses Forschungsprojekts konnte der Prototyp des Allokations-dienstes nicht in einer realen Betriebsumgebung eingesetzt werden. Um jedoch seine Funktionsfähigkeit nachzu-weisen, zu evaluieren und zu demonstrieren, wurde eine simulationsbasierte Umge-bung entwickelt. Die entwickelte Simulation bildet die voraussichtliche reale Umgebung nach. Sie umfasst zwar nicht alle Aspekte dieser Umgebung – insbe-sondere nicht die physikalische Ebene des Stromnetzes – integriert jedoch relevante Eingabedaten von Akteuren des Stromsystems. Hierzu werden beispielsweise historische oder stochastisch generierte Daten wie Standardlastprofile und Day-Ahead-Preisprofile verwendet. Aus diesem Grund und da keine direkte Anbindung an ein physisches Netz besteht, wird das Stromnetz-Symbol in der Architekturdarstellung innerhalb des Simulators verortet. Zur Vereinfachung der Darstellung wurden zusätzliche, in die



Simulation einfließende Daten wie Straßenbedingungen, saisonale Wetterdaten und Sonneneinstrahlung in der Abbildung nicht visualisiert.

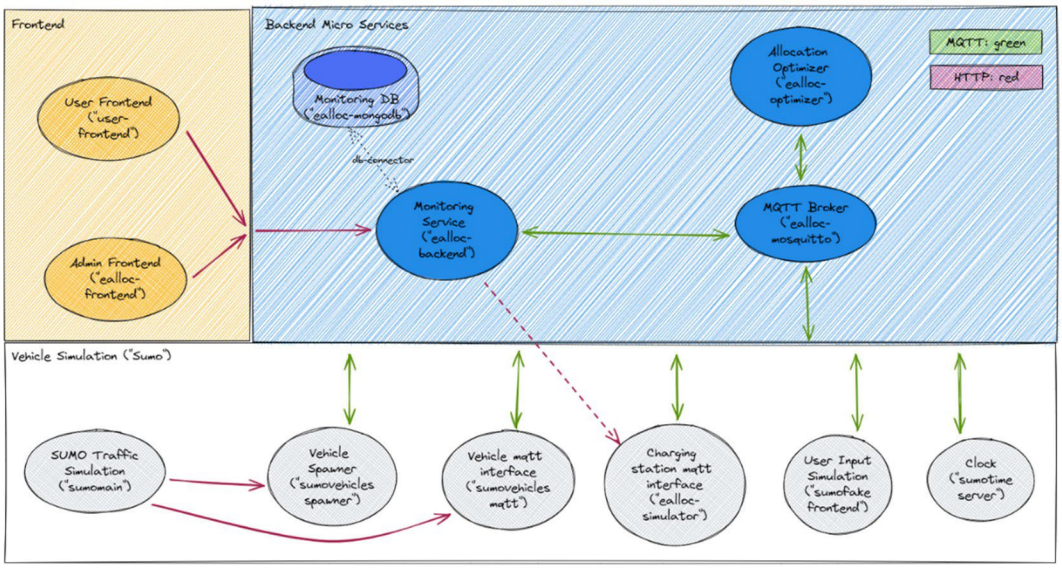
Systemarchitektur und technische Umsetzung

Es wurde eine Systemarchitektur entwickelt und in einer Cloud-Umgebung implementiert. Die Architektur basiert auf einem Microservice-Ansatz, bei dem die einzelnen Dienste containerisiert in einer Docker-Umgebung bereitgestellt werden, was eine hohe Portabilität gewährleistet.

Die einzelnen Komponenten wurden wie folgt realisiert:

- *MQTT-Broker:* Als Broker wurde Mosquitto gewählt und um eine spezifische Erweiterung für die Authentifizierung ergänzt.
- *Backend-Dienste:* Die weiteren Dienste, wie der Optimizer-Service und der Monitoring-Service, wurden als eigenständige Microservices entwickelt.
- *Kommunikationsprotokoll:* Die Kommunikation zwischen den Diensten erfolgt über den MQTT-Broker. Hierfür wurde die Protokollspezifikation überarbeitet und ein allgemeingültiges JSON-Schema definiert, das den Datenaustausch standardisiert.
- *Frontend:* Die Benutzeroberflächen wurden unter Verwendung des React-Frameworks entwickelt.

Die nachfolgende Abbildung veranschaulicht die Gesamtarchitektur. Fahrzeuge kommunizieren über MQTT mit dem System. Der Allocation Optimizer weist den Fahrzeugen kontinuierlich Ladestationen zu, gibt Ladeempfehlungen ab und reserviert die empfohlenen Ladestationen. Der Monitoring-Service persistiert Fahrzeuginformationen sowie Empfehlungen und stellt diese Daten den Frontends zur Verfügung.



Architektur der Container-Orchestrierungsbereitstellung nach vollständiger Integration

Um eAlloc für Demonstrationen und die Verbreitung der Projektergebnisse zugänglich zu machen, wurden die Dienste, aus denen eAlloc besteht, in der Microsoft Azure-Cloud bereitgestellt. Dies wurde mit dem Azure-Dienst Container Instances (ACI) realisiert. Verschiedene Azure-Dienste, darunter Web App for Containers und Container Apps, wurden evaluiert. Obwohl jeder Dienst seine eigenen Einschränkungen hat, wurde ACI als die einfachste und schnellste Lösung ausgewählt, um die Proof-of-Concept-Cloud-Bereitstellung zu realisieren. Die folgenden Docker-Container werden derzeit verwendet, um die Funktionalität von eAlloc in der Cloud zu implementieren: Frontend, Simulator, Optimierer, Backend, MongoDB und Mosquitto.

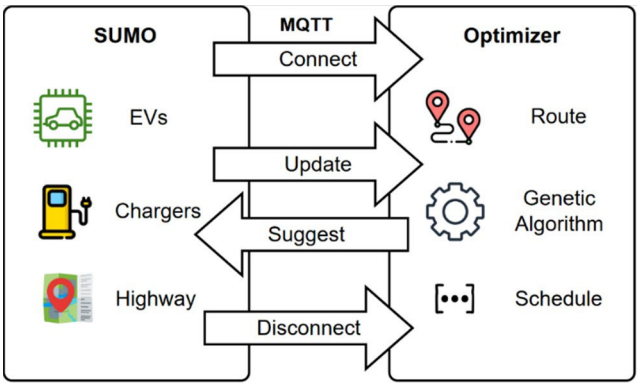
Schließlich wurde das gesamte System auf die Microsoft Azure Cloud portiert, was weitere Anpassungen erforderte.

Die Spezifikation des Kommunikationsprotokolls wurde überarbeitet und ein JSON-Schema erstellt. Mit diesem Schema wird die Kommunikation zwischen den bereitgestellten Diensten über den MQTT-Brocker hergestellt.

Die Frontend-Dienste wurden mit dem REACT-Framework erstellt.

Integration von Simulationsumgebung und Optimierer:

Die Schnittstelle zwischen der Simulationsumgebung und dem Optimierer wurde auf Basis erweiterter Anforderungen überarbeitet und vollständig in das zentrale JSON-Schema integriert. Die Kommunikation zwischen der Verkehrssimulation (SUMO) und dem Optimierer wird ebenfalls über MQTT abgewickelt und fügt sich nahtlos in die beschriebene Architektur ein.



Integration von SUMO und Optimierer

Bei jedem Simulationsschritt werden für jedes Elektrofahrzeug und jede Ladestation aktuelle Statusinformationen als dedizierte Nachrichten veröffentlicht. Dies ermöglicht eine detaillierte Überwachung jedes einzelnen Fahrzeugs und erleichtert eine individualisierte Planung. Jedes teilnehmende Elektrofahrzeug erhält vom Optimierer Vorschläge für den nächsten Ladestopp. Diese Vorschläge können vom Fahrer angenommen werden, woraufhin ein Zeitfenster an der entsprechenden Ladestation für das Fahrzeug reserviert wird, oder abgelehnt werden. Bei einer Ablehnung passt sich das System an, führt eine Neuplanung durch und unterbreitet einen alternativen Vorschlag.

Kernkomponente: Der Allokationsoptimierer

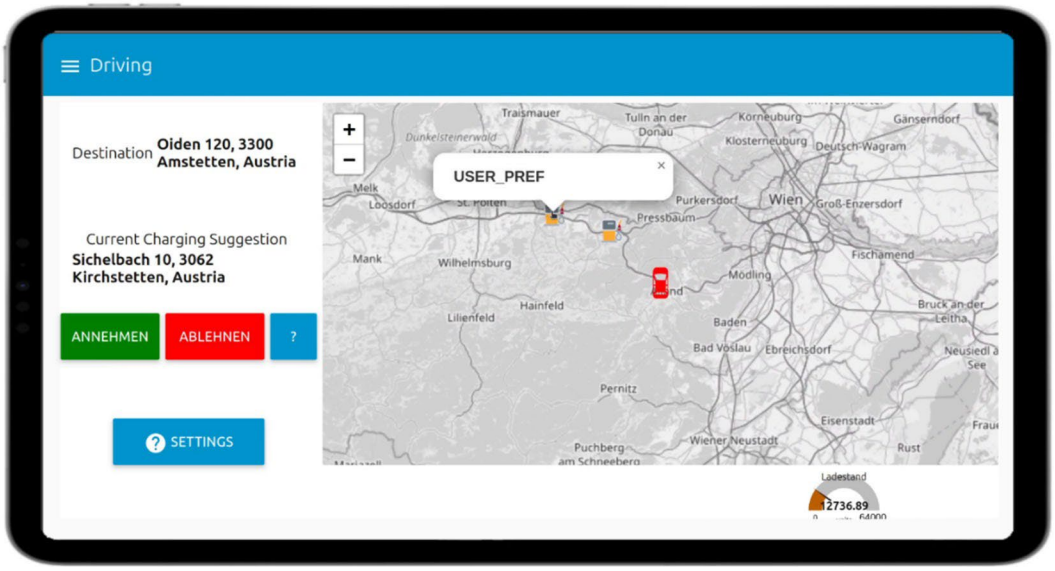
Der Kern des eAlloc-Dienstes ist der Allocation Optimizer. Wie im Projektantrag dargelegt, kann dieser unter realistischen Bedingungen kein globales Optimum für die definierte Kostenfunktion ermitteln. Da jedoch bei jeder

Zuweisungsanfrage eine zeitnahe Lösung erforderlich ist, wurde der Ansatz der „Anytime-Optimierung" verfolgt. Dieser Ansatz liefert jederzeit eine bestmögliche, wenn auch nicht zwingend optimale Lösung.

Benutzeroberflächen und Visualisierung

Die Spezifikation berücksichtigt die Integration von Benutzeroberflächen (UIs) sowohl für die Perspektive der Elektrofahrzeuge als auch für die Überwachung des Gesamtsystems. Aktuell ist eine Web-Visualisierung verfügbar, die aktive Fahrzeuge und verfügbare Ladestationen in Echtzeit darstellt. Diese Schnittstelle aktualisiert sich bei jedem Simulationsschritt automatisch über MQTT und bietet so einen dynamischen Überblick über das System.

Eine prototypische Benutzeroberfläche ermöglicht es zudem, dass menschliche Nutzer interaktiv in Simulationsläufe eingreifen, siehe z.B. den Screenshot in der Abbildung unten.. Dabei kann ein Fahrer virtuell ein Fahrzeug in der Simulation steuern und über die vom System unterbreiteten Ladeempfehlungen entscheiden.



Screenshot der Benutzeroberfläche mit Empfehlungen

Cloud-Bereitstellung für Demonstration und Verbreitung

Um den eAlloc-Prototyp für Demonstrationen und zur Verbreitung der Projektergebnisse zugänglich zu machen, wurden die Dienste in der Microsoft Azure Cloud bereitgestellt. Nach Evaluierung verschiedener Dienste wie Web App for Containers und Container Apps wurde die Bereitstellung mit dem Dienst Azure Container Instances (ACI) realisiert. Obwohl jeder Dienst spezifische Einschränkungen aufweist, erwies sich ACI als die einfachste und schnellste Lösung zur Umsetzung des Proof-of-Concept in der Cloud.

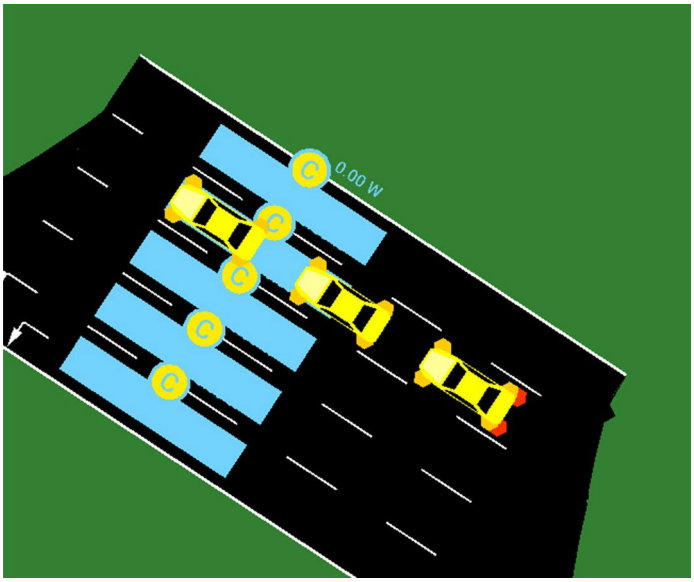
Die Portierung des Gesamtsystems auf Microsoft Azure erforderte weitere Anpassungen. Derzeit werden die folgenden Docker-Container verwendet, um die

Funktionalität von eAlloc in der Cloud abzubilden: Frontend, Simulator, Optimizer, Backend, MongoDB und Mosquitto.

AP 5 Creation of Simulation Environment

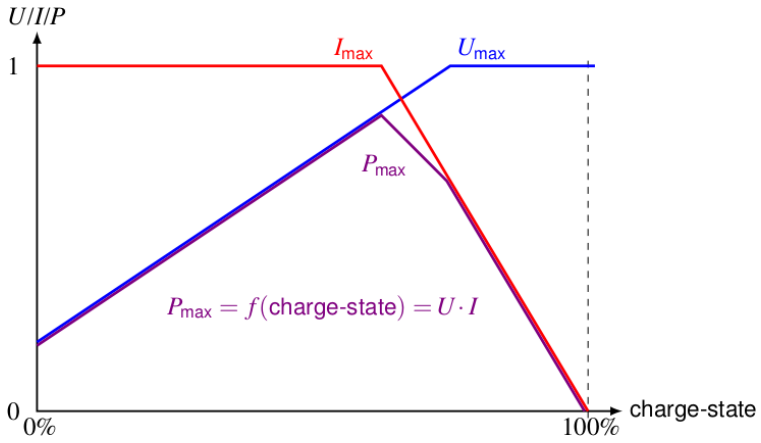
Im Hinblick auf die Erstellung einer Simulationsumgebung haben wir das Verkehrssimulationstool Eclipse SUMO evaluiert, siehe https://www.eclipse.org/sumo/. Da es für unsere Zwecke gut geeignet ist und bestimmte Infrastrukturen für die Modellierung von Straßen usw. wiederverwendet werden können, hat das Konsortium beschlossen, dieses Tool für die Simulationsumgebung des eAlloc-Projekts zu verwenden.

In der SUMO-GUI können wir kontinuierlich hineinzoomen, um die detaillierte Modellierung einzelner Fahrspuren zu visualisieren. Während der Simulation werden auch die aktuell vorhandenen (vorbeifahrenden und/oder parkenden) Autos auf den einzelnen Fahrspuren angezeigt, z.B. um eine modellierte Ladestation zu beobachten.



Die eCars werden automatisch gemäß Wahrscheinlichkeits-verteilungen simuliert, aber wir haben auch das Verhalten der Fahrer untersucht, z.B. hinsichtlich der Annahme oder Ablehnung von Zuweisungsvorschlägen des Allocation Service. Daher gibt es außerhalb des Simulators eine grafische Benutzeroberfläche, die einem simulierten eCar zugewiesen wird. Es wurden Studien mit Menschen durchgeführt, die mit dem simulierten System interagieren. Zu diesem Zweck wurden relevante Literatur sowohl zu automobilen Benutzeroberflächen als auch zu domänenspezifischen Informationskategorien und deren Visualisierung ausgewertet. Wir haben verschiedene Visualisierungs- und Kommunikationsstrategien für vorgeschlagene Zuweisungen abgeleitet, darunter Optionen für die interaktive Bedienung des Systems (d.h. die Möglichkeit, Präferenzen für die Zuweisung im Voraus festzulegen).

Technisch gesehen haben wir für die durchzuführenden Simulationsstudien nach vorbereitenden Überlegungen zu skalierbaren Optionen für die Modellierung von Ladestationen einen stochastischen Serviceprozess definiert, der die Verteilung der Ladezeiten auf der Grundlage der physikalischen Grenzen beim Laden einer Batterie eines Elektroautos modelliert.



Grundsätzlich wird diese durch die maximal anwendbare Spannung U_{max} begrenzt, sowie auch durch die maximale Temperatur, die mit der Ladeleistung und den Umwandlungsverlusten zusammenhängt und somit den maximalen Strom I_{max} begrenzt, der zum Laden der Batterie verwendet werden kann. Diese Abbildung veranschaulicht das Prinzip, jedoch nicht das Ladeverhalten einer realen eCar-Batterie. Darüber hinaus wird die maximale Leistung P_{max} auch durch die Spezifikationen der Ladestation begrenzt, d.h. durch die Spannung und den Strom, die von einer bestimmten Ladestation maximal bereitgestellt werden können, und, wenn eine lastgesteuerte Parallel-Ladung angewendet wird, auch in Abstimmung mit den anderen derzeit genutzten Ladestationen.

Für die automatische Ausführung von Simulationen und die Erfassung ihrer Ergebnisse haben wir eine Webanwendung erstellt. Es ist möglich, die zu verwendende Version der Codebasis, die auszuführenden Konfigurationen und die Parameter jedes zu verwendenden Algorithmus auszuwählen.

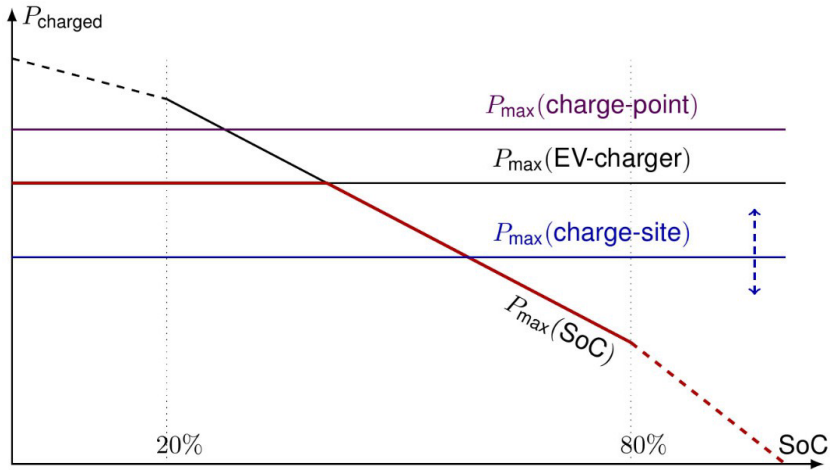
Nach dem Start der Simulation werden die Aufgaben in eine Warteschlange gestellt und ausgeführt. Je nach Leistung des Servers kann konfiguriert werden, wie viele Simulationen parallel ausgeführt werden dürfen. Nach Abschluss einer Simulation wird das Protokoll analysiert und es werden einige Metriken angewendet. Das Tool führt außerdem einige Überprüfungen durch, um sicherzustellen, dass keine Fehler aufgetreten sind.

Um eine gute Benutzererfahrung zu gewährleisten, wurde ein Mechanismus entwickelt, mit dem die Geschwindigkeit der Simulation dynamisch geändert werden kann. Das bedeutet, dass die Simulation je nach Situation mit unterschiedlicher Geschwindigkeit ausgeführt werden kann. Wenn beispielsweise Benutzerinteraktionen erforderlich sind, läuft die Simulation in Echtzeit, sodass der Benutzer über die Benutzeroberfläche interagieren kann. Andernfalls läuft die Simulation in einem beschleunigten Modus. Durch einen solchen „Schnellvorlauf"-Ansatz können wir erreichen, dass die Benutzer im Laufe der Interaktion mit einer Simulation nicht gelangweilt werden, da sie nicht tatsächlich fahren.Wir haben mehrere Szenarien mit unterschiedlicher Anzahl von E-Autos definiert, um Simulationen durchzuführen und die Leistung zu testen.

Insbesondere wollten wir herausfinden, wie viele E-Autos der Optimierer gleichzeitig verarbeiten kann, und mögliche Engpässe identifizieren. Aktuelle Tests umfassen bis zu 1.000 E-Autos auf dem österreichischen Autobahnnetz und den dazugehörigen Ladestationen.

Zusätzlich zur Abhängigkeit der maximalen Ladeleistung vom aktuellen Ladezustand der EV-Batterie PEVmax(SoC) wird die tatsächliche Ladeleistung auch durch die Spitzenleistung, die die Ladestation liefern kann (P^{CP}_{max}), und die Gesamtleistung, die die Ladestation aus dem Stromnetz beziehen darf (P^{CS}_{max}), begrenzt. Falls letztere überschritten wird, werden alle aktuellen Ladeleistungen Pi(t) proportional reduziert, um die Summe unter P^{CS}_{max} zu halten.

Diese Funktion war in SUMO nicht verfügbar und wurde hinzugefügt. Jedes Mal, wenn ein neues Elektrofahrzeug an eine Ladestation angeschlossen wird, wird die Gesamtleistung PCS(t) berechnet. Überschreitet diese den zulässigen Höchstwert, werden alle Ladeleistungen um den Faktor $P^{CS}(t)/ P^{CS}_{max}$ reduziert.



Begrenzung der maximalen Ladeleistung unter Berücksichtigung der SoC-Abhängigkeit, der elektronischen Begrenzungen des EV-Ladegeräts, der Begrenzungen der Ladestation und der dynamischen Begrenzung der Ladestation, die erforderlich ist, um eine sichere Gesamtleistungsaufnahme aus dem Stromnetz aufrechtzuerhalten

Simulation verschiedener EV-Modelle

Um die Simulationen realistischer als zuvor zu gestalten, haben wir verschiedene EV-Modelle einbezogen. Das EV-Modell bestimmt nicht nur den für das Laden verwendeten Steckertyp, sondern auch die maximale Kapazität der Batterie und den Energieverbrauch während der Fahrt. Dies führte zu mehreren Änderungen am Optimierer und an der Simulation. Jetzt werden an den Stationen verschiedene Stecker modelliert, sodass alle EVs dort laden können. Während zuvor die verbleibende Reichweite eines Elektrofahrzeugs bei Erreichen einer Ladestation als Ziel für die Optimierung verwendet wurde, um Elektrofahrzeuge bei einer verbleibenden Ladung von etwa 20% aufzuladen, wird nun der tatsächliche Ladezustand an der Station in die Optimierung einbezogen, da die

Berechnung der Reichweite bis zur nächsten Ladestation für verschiedene EV-Modelle unterschiedlich ist. Für diese Vorhersage benötigten wir auch ein neues Modell, da sich die Vorhersage des Ladeverbrauchs für die jeweilige Route ausschließlich auf das zuvor verwendete Modell konzentrierte. Dieses neue Vorhersagemodell berücksichtigt auch unterschiedliche Geschwindigkeiten in Bezug auf die Straßen auf der Route, da die Entladungsrate der Batterie von den tatsächlichen Geschwindigkeiten der Elektrofahrzeuge abhängt, da der Luftwiderstand mit der Geschwindigkeit im Quadrat zunimmt. Um diese genauere Vorhersage der für das Fahren mit unterschiedlichen Geschwindigkeiten erforderlichen Ladung zu erhalten, wurden die Simulationen so erweitert, dass einzelne Elektrofahrzeuge auf bestimmten Straßen mit unterschiedlichen Geschwindigkeiten entsprechend den Eigenschaften der Elektroautofahrer (Personas) fahren. Der Energieverbrauch wird überwacht.

Verbesserte Handhabung der Ladestation in SUMO

In unserem fortlaufenden Bestreben, die SUMO -Verkehrssimulation immer realistischer zu gestalten, haben wir auch die Handhabung von Ladestationen in SUMO verbessert. Generell haben wir das Verkehrsnetz in SUMO auf das österreichische Autobahnnetz beschränkt. Da nicht alle Ladestationen direkt an Autobahnen liegen, werden die meisten Stationen modelliert, indem sie an die Autobahnauf- und -abfahrten angebunden werden. Dadurch können die einzelnen Ladepunkte dieser Stationen Ladepunkte darstellen, die sich an unterschiedlichen geografischen Standorten befinden. Je nach geografischer Entfernung zwischen Autobahnausfahrt und Ladepunkt kommt es zu einer Reiseverzögerung. Daher haben wir den einzelnen Ladepunkten eine Verzögerungszeit hinzugefügt. Für die Simulation haben wir dies zu einer Verzögerungszeit vereinfacht, die als Teil der Konfigurationsdatei der Ladestationen angegeben wird und zu der unvermeidlichen Verzögerung beim Anschließen und bei der Ladeautorisierung hinzukommt (letztere wird mit durchschnittlich einer Minute angenommen). Bei der Erstellung der Konfigurationsdatei muss daher die ungefähre Fahrzeit von der Autobahn zu entfernten Ladestationen bestimmt werden, die im Vorschlagssystem berücksichtigt werden soll.

Die Zeit von der Autobahnausfahrt bis zur Ladestation, die wir auch als Off-Highway-Fahrzeit bezeichnen, wird als Parkvorgang implementiert. Immer wenn ein Fahrzeug auf die Spur zur Ladestation fährt, überprüft die Simulation den Ziel-Ladepunkt, ruft die für diesen Ladepunkt konfigurierte Verzögerung ab und leitet, wenn das Fahrzeug zu einem Ladepunkt fährt, einen Parkvorgang für das Fahrzeug ein. Nach dem Anhalten wird das Fahrzeug in einen Parkbereich neben der Spur gebracht. Da SUMO es erlaubt, dass sich auf diese Weise geparkte Fahrzeuge überlappen, können wir potenziell eine unbegrenzte Anzahl von Fahrzeugen auf einem solchen Parkplatz unterbringen. Nach Ablauf der Verzögerung werden die Fahrzeuge wieder in den normalen Verkehrsfluss in Richtung Ladestation integriert.

Der Hauptzweck der Verwendung eines Parkkonzepts anstelle einer einfachen Verzögerung oder langsamen Weiterfahrt der Fahrzeuge besteht darin, dass dadurch ein Stau auf der Autobahn vermieden wird, der zu einer unrealistischen Verkehrsstauung führen könnte. Zu beachten ist jedoch, dass jede Stauung und Verzögerung durch Fahrzeuge, die vor einer Ladestation warten, erwartungsgemäß zu einem Stau führen würde. Diese Art von Stau könnte sich bis auf die Autobahn ausweiten und einen unbeabsichtigten Stau verursachen. Da bei unserem Ansatz ein Reservierungssystem für die Zuweisung von Fahrzeugen zu Ladestationen verwendet wird, wodurch die Anzahl der an einer Ladestation wartenden Fahrzeuge sehr gering bleiben sollte, werden übermäßige Warteschlangen vor Ladestationen vermieden. Die oben erläuterten neuen Erkenntnisse aus der Domänenmodellierung wurden in der Simulationsumgebung umgesetzt. Daher sind die neueren Experimente realistischer als die vorherigen.

Außerdem haben wir den empirischen Realismus der Simulationen verbessert. Die temporären CO_2 -Daten wurden ersetzt und der Verkehr innerhalb der Simulation wurde auf der Grundlage der von der Autobahnen- und Schnellstraßen-Finanzierungs-Aktiengesellschaft (ASFINAG) bereitgestellten Daten angepasst.

Die folgende Abbildung zeigt einen Vergleich zwischen dem simulierten Verkehrsaufkommen und den erhobenen Daten. Zusätzlich zu den erwarteten Abweichungen aufgrund der Zufälligkeit der Simulation und der statistischen Natur der bereitgestellten Zähldaten, die über ein Jahr gemittelt wurden, berechnen wir das Verkehrsaufkommen auch auf der Grundlage von vor der Simulation vorberechneten Routen, wobei diese keine Aufladungen berücksichtigen.

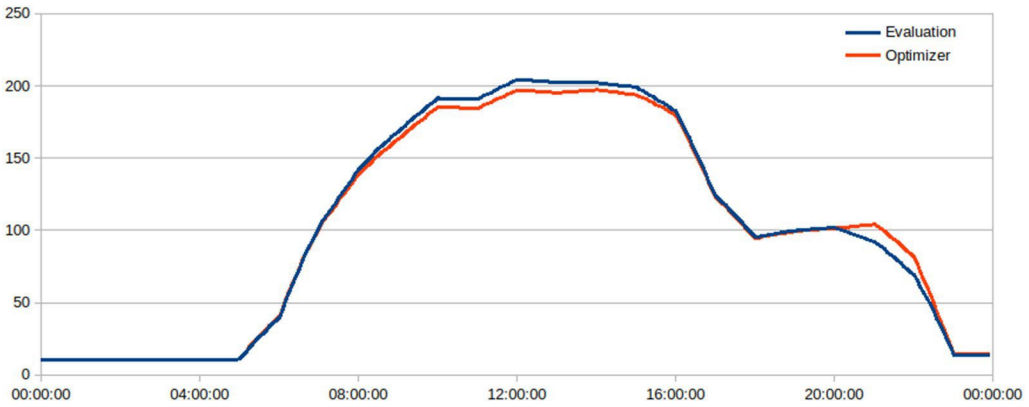
Unterschiede zwischen den Zähldaten der ASFINAG und dem simulierten Verkehr.

Es wurde eine grafische Benutzeroberfläche für die Szenarioerstellung entwickelt, mit der Start- und Zielknoten sowie die Rate, mit der Elektrofahrzeuge entlang der Routen zwischen Start- und Zielpunkt erscheinen sollen, festgelegt werden können. Die Rate ist entweder gleichmäßig, wobei eine bestimmte Anzahl von EVs in einem festen Zeitintervall erstellt wird, oder überlastet, wobei die Anzahl der erstellten EVs von den vom Benutzer festgelegten stündlichen Daten abhängt, ähnlich wie bei den ASFINAG-Daten. Das Erzeugen einer moderaten Anzahl von EVs mit ähnlichen Routen kann dabei helfen, Effekte zu erkennen, die normalerweise nur bei einer sehr großen Anzahl von EVs im gesamten System sichtbar wären, und somit die Simulationszeit zu verkürzen.

Die vorläufigen CO_2-Daten wurden durch Daten ersetzt, die von https://www.energy-charts.info/ erhoben wurden. Energy-Charts liefert uns Informationen darüber, wie viel Energie jeder Kraftwerkstyp produziert hat. Um die von diesen Kraftwerken produzierte CO_2-Menge zu berechnen, haben wir Daten von https://unece.org/sed/documents/2021/10/reports/life-cycle-assessment-electricity-generation-options verwendet. Diese Studie fasst die über den Lebenszyklus produzierte CO_2-Menge pro kWh für verschiedene Energiequellen zusammen.

Um einen hohen empirischen Realismus zu erreichen, haben wir einen Energiemix aus einem einzigen Tag ausgewählt, der in den Daten von Energy-Charts enthalten ist und bei dem die CO_2-Menge pro Energieeinheit große Schwankungen aufweist. Das Kriterium, nach dem wir die in Frage kommenden Tage bewerten, ist die Summe der quadrierten Differenzen zwischen aufeinanderfolgenden Stichproben. Basierend auf diesem Kriterium ist der Tag mit den größten Schwankungen während des Beobachtungszeitraums von 2019 und 2023 der 24.08.2019.

Um den empirischen Realismus unserer Simulationsläufe weiter zu verbessern, verwenden wir die Day-Ahead-Prognosedaten für den Energiemix, die unter https://www.energy-charts.info/charts/power_forecast/chart.htm öffentlich zugänglich sind. Die Auswertung basiert dann natürlich auf den aufgezeichneten Energiemix-Daten des ausgewählten Simulationstages. Die folgende Abbildung veranschaulicht dies.



Die bei der Simulation und Auswertung verwendeten CO_2-Kurven in g/kWh

Diese Grafik mag auf den ersten Blick widersprüchlich erscheinen, da Photovoltaikanlagen Strom mit einem minimalen CO_2-Fußabdruck liefern sollten und daher zu erwarten wäre, dass die minimale CO_2-Menge bei der Spitzenproduktion der Photovoltaikanlagen liegt. Österreich produziert jedoch viel Wasserkraft, was bedeutet, dass der Anteil erneuerbarer Energien in der Regel recht hoch ist und die Form einer solchen Kurve hauptsächlich von der Nachfrage beeinflusst wird.

Ladepräferenzen

Es wurde eine Online-Umfrage erstellt, um einen detaillierteren Einblick in das Ladeverhalten von Elektroautofahrern zu erhalten. Die Umfrage richtete sich an Elektroautofahrer in ganz Österreich und wurde seit Anfang November 2024 über verschiedene soziale Plattformen verbreitet. Sie lief bis Mitte Dezember 2024. Die Ergebnisse sind im Folgenden im Zusammenhang mit Personas zusammengefasst.

Die Simulationsumgebung half uns dabei, zu untersuchen, wie effektiv unser Optimierungsansatz bei der bestmöglichen Nutzung von grüner Energie ist, wenn diese verfügbar ist, und unter welchen Umständen, bevor unser Ansatz in der Praxis zum Einsatz kommt.

AP6 Evaluation

Wir haben formale Experimente zum Vergleich verschiedener Arten von Optimierungsalgorithmen durchgeführt. Eine Auswahl der Ergebnisse dieser Experimente ist hier zusammengefasst.

Mithilfe der Webanwendung zur automatischen Ausführung und Analyse von Simulationenhaben wir Experimente mit mehreren Simulationsszenarien durchgeführt. Wir haben drei verschiedene Algorithmen miteinander verglichen – einen genetischen Algorithmus, einen Greedy-Algorithmus und eine lokale Suche (wobei die lokale Suche mit verschiedenen Parametern bewertet wurde). Als ausgewählte Beispiele zeigt Tabelle 1 die resultierenden Daten für ein Szenario mit 100 Fahrzeugen, Tabelle 2 für ein Szenario mit 2.000 Fahrzeugen.

Die *Nullhypothese* lautete, dass die Lösungsqualität der beiden verglichenen Algorithmen gleich gut ist. Unter Verwendung des *Wilcoxon-Rangsummentests* zum paarweisen Vergleich der Ergebnisse (unter Verwendung der *Bonferroni-Korrektur*) zeigt Tabelle 1 beispielsweise, dass die Lösungsqualität des genetischen Algorithmus im Szenario mit 100 Fahrzeugen signifikant schlechter war als die der lokalen Suchvarianten (bestFit, ID, leastAvailable), da die Nullhypothese mit einer Wahrscheinlichkeit von 0,02148 (1–*p*-Wert) verworfen werden kann, dass es sich um ein zufälliges Ergebnis handelt. In Klammern sehen wir, wie oft ein Algorithmus in einer Zeile besser oder schlechter abschneidet als derjenige, mit dem er verglichen wird (in einer Spalte).

	Genetic	Greedy-leastAvailable	Lokal-bestFit	Lokal-ID	Lokal-leastAvailable
Genetic		0.02148 (5/15)	0.00639 (5/15)	0.00085 (4/16)	0.00271 (6/14)
Greedy-leastAvailable			0.92728 (10/10)	0.45238 (9/11)	0.81236 (10/10)
Lokal-bestFit				0.14291 (7/13)	0.98544 (11/9)
Lokal-ID					0.64766 (10/10)
Lokal-leastAvailable					

Tabelle 1 - Daten für ein Szenario mit 100 Fahrzeugen

	Genetic	Greedy-leastAvailable	Lokal-bestFit	Lokal-ID	Lokal-leastAvailable
Genetic		0.00102 (4/16)	0.67422 (10/10)	0.00199 (6/14)	0.02148 (5/15)
Greedy-leastAvailable			0.00944 (14/6)	0.95633 (9/11)	0.43043 (11/9)
Lokal-bestFit				0.00558 (4/16)	0.02958 (6/14)
Lokal-ID					0.23051 (14/6)
Lokal-leastAvailable					

Tabelle 2 - Daten für ein Szenario mit 2.000 Fahrzeugen

Wir haben auch beobachtet, wie Menschen mit Simulationsläufen interagieren, bei denen ein menschlicher Fahrer virtuell ein Elektrofahrzeug steuert, das in der Simulation fährt, und über Ladeempfehlungen des Systems entscheiden kann. Verschiedene Simulationen wurden in einem verbundenen Auswertungswerkzeug modelliert, aufgezeichnet und verglichen. Dabei wurde besonders auf die Benutzerfreundlichkeit und das Benutzererlebnis der im Simulator laufenden Anwendung geachtet.

Später führten wir viele Experimente in der Simulationsumgebung durch, um unseren Ansatz mit dem aktuellen Stand der Dinge zu vergleichen. Um eine hohe Qualität unserer Bewertung zu gewährleisten, haben wir unsere Anwendungsfälle verfeinert und neu ausgerichtet und unsere Bewertungsstrategie verbessert.

Für den CO_2-KPI berechnen wir die Menge an CO_2, die bei jedem Simulationsschritt entsteht, indem wir die verbrauchte Energiemenge mit dem CO_2-Faktor dieses Schritts multiplizieren. Der KPI für die gesamte Simulation ergibt sich aus der Summe der Werte aller Schritte.

Für den KPI zur Stoppzeit messen wir die Zeit, die jeder Fahrer pro Ladung warten muss, zuzüglich der Ladedauer. Der KPI wird als Mittelwert aus der Summe der Wartezeit und der Ladedauer berechnet.

Wir haben außerdem ein Feature-Raster erstellt, das die Wertebereiche für alle relevanten Simulationsparameter definiert, um ein umfassendes und wissenschaftlich fundiertes Verständnis des Verhaltens unseres simulierten Systems zu gewährleisten. Um einen realistischen Vergleich mit der aktuellen Situation (ohne Optimierung und Reservierung) zu ermöglichen, haben wir eine

neue Simulationsstrategie (Baseline) entwickelt. Jeder Fahrer entscheidet selbst, welche Ladestation er nutzt. In einer solchen Simulation wird der CO_2-Fußabdruck am Ende berechnet (nur als KPI) und fließt nicht in den Entscheidungsprozess des Fahrers ein.

Um einen fairen Vergleich zwischen der optimierten und der nicht optimierten Variante zu ermöglichen, haben wir das Nutzerverhalten bzw. die Präferenzen unverändert gelassen. Die meisten Nutzerpräferenzen können auch ohne Optimierer berücksichtigt werden. Beispielsweise überprüfen Fahrer von Elektrofahrzeugen in der Regel vor der Fahrt die Leistungsfähigkeit der Ladestation (z.B. mithilfe einer Ladestations-App oder anhand der Straßenschilder).

Da die mit EV geladene Energiemenge variiert, können wir die Gesamtmenge an CO_2während des Ladevorgangs nicht direkt vergleichen. Stattdessen berechnen wir zunächst die durchschnittliche CO_2-Menge pro geladener kWh für jede einzelne Fahrt und anschließend die durchschnittliche Menge an geladenen kWh für alle Fahrten eines bestimmten Szenarios (ScenarioAvgkWh). Auf diese Weise können wir den CO_2-Szenario-Durchschnitt als die CO_2-Menge definieren, die auf der Grundlage der CO_2/kWh-Messung zum Laden der ScenarioAvgkWh benötigt würde. Eine weitere Kennzahl, die wir zum Vergleich heranziehen können, ist die Zeit, die Elektrofahrzeuge an Ladegeräten verbringen, die Stoppzeit, die sich aus der Wartezeit bis zur Verfügbarkeit des Ladegeräts und der Ladezeit zusammensetzt.

Die mit einem relativ einfachen Hill-Climber als Zuordnungsoptimierer erzielten Versuchsergebnisse lauten wie folgt. In diesem Versuch wurden nur Nutzerpräferenzen mit geringem Interesse berücksichtigt. Es ist eine Gesamtreduzierung der durchschnittlichen CO2-Emissionen um 2,3 % bis 6,4 % zu beobachten (durchschnittlich 4,1 %), während gleichzeitig die Haltezeit um 11,3 % bis 26,2 % reduziert wurde (durchschnittlich 17,3 %). Vergleicht man nur die Wartezeiten an den Ladestationen, lassen die Ergebnisse sogar noch größere Verbesserungen erkennen.

Ein Vergleich mit dem Pareto-Local-Search-Algorithmus (PLS) zeigt ähnliche Ergebnisse: Eine Reduzierung der durchschnittlichen CO_2-Emissionen um 2,3% bis 7,3% (durchschnittlich 4,2%) und eine Reduzierung der Haltezeiten um 5% bis 20% (durchschnittlich 12,4%) sind zu beobachten. Der PLS wurde als multikriterieller Anytime-Algorithmus gewählt, da er als multikriterielle Erweiterung des in unseren früheren Experimenten verwendeten Hill-Climber angesehen werden kann. Da der Algorithmus mehr Kompromisslösungen auf der Pareto-Front untersucht, muss eine Entscheidung getroffen werden, welche Lösung letztendlich als Vorschlag gesendet wird. In diesem Fall wurden nur Vorschläge aus der Lösung mit den niedrigsten Kosten gemäß der gleichen Gewichtung wie im vorherigen Experiment gesendet. Dieses Experiment wurde durchgeführt, um zu überprüfen, ob der multikriterielle Ansatz vergleichbare

Ergebnisse zu denen des einfachen Hill-Climber in der gleichen Umgebung erzielen kann.

Ein weiteres Experiment in einer angepassten Umgebung, nun unter Verwendung von Personas, wurde ebenfalls durchgeführt. Jedem Nutzer (in den Simulationsläufen) wurde eine Persona zugewiesen, und basierend auf den Statistiken der Persona wurden die Ladegerätpräferenzen, die Planungsstrategie im Fall der Baseline und das Verhalten, welche Lösungen im Fall der Verwendung der Optimierung akzeptiert werden sollten, festgelegt. Weitere Informationen zu der Studie, die zu diesen Personas geführt hat, finden Sie weiter unten.

Im Basisfall planten die Nutzer entweder ihre Route vollständig im Voraus und legten alle Ladestopps fest oder sie legten ihre Ladestopps spontan fest. Der spontane Fall wurde weiter in zwei Kategorien unterteilt: Einige Nutzer hätten sich zumindest Informationen über Ladegeräte auf der Route angesehen und hätten die Informationen über die Stationen gehabt, während andere Nutzer ihre Ladestopps spontan gewählt hätten. Während die Nutzer im Allgemeinen versuchen, Ladestationen zu finden, die ihren Präferenzen entsprechen, insbesondere solche mit einer Gewichtung von 3, fahren sie mit einer gewissen Wahrscheinlichkeit stattdessen zur nächsten Station, wenn bereits mehr als ein Elektrofahrzeug auf den gewünschten Platz wartet.

Ein weiteres Experiment in einer angepassten Umgebung, nun unter Verwendung von Personas, wurde ebenfalls durchgeführt. Jedem Nutzer (in den Simulations-läufen) wurde eine Persona zugewiesen, und basierend auf den Statistiken der Persona wurden die Ladegerätpräferenzen, die Planungsstrategie im Fall der Baseline und das Verhalten, welche Lösungen im Fall der Verwendung der Optimierung akzeptiert werden sollten, festgelegt. Weitere Informationen zu der Studie, die zu diesen Personas geführt hat, sind weiter unten zu finden.

Im Basisfall planten die Nutzer entweder ihre Route vollständig im Voraus und legten alle Ladestopps fest oder sie legten ihre Ladestopps spontan fest. Der spontane Fall wurde weiter in zwei Kategorien unterteilt: Einige Nutzer hätten sich zumindest Informationen über Ladegeräte auf der Route angesehen und hätten die Informationen über die Stationen gehabt, während andere Nutzer ihre Ladestopps spontan gewählt hätten. Während die Nutzer im Allgemeinen versuchen, Ladestationen zu finden, die ihren Präferenzen entsprechen, insbesondere solche mit einer Gewichtung von 3, fahren sie mit einer gewissen Wahrscheinlichkeit stattdessen zur nächsten Station, wenn bereits mehr als ein Elektrofahrzeug auf den gewünschten Platz wartet.

Im optimierten Fall mit Reservierungen würde der Optimierer Ladevorschläge aus Lösungen an der Pareto-Front versenden, die entweder hinsichtlich der eingesparten CO_2-Emissionen, der Wartezeit an den Ladestationen oder der Erfüllung der Ladestationspräferenzen am besten abschneiden. Zu beachten ist, dass die Reduzierung der für die Optimierung verfügbaren Stationen im Vorfeld

durchgeführt wurde, da Stationen, die die Ladestationspräferenzen der Gewichtung 3 nicht erfüllten, vor dem Optimierungsprozess herausgefiltert wurden, vorausgesetzt, eine Station mit einer solchen Ware war noch erreichbar.

Die Ergebnisse zeigen einen Anstieg der Standzeit von 53% auf 65% (durchschnittlich 61,5%) im Vergleich zur entsprechenden Basislinie sowie die nicht erfüllten Ladegerätpräferenzen der Gewichtung 1 und 2 mit einer Zunahme von 18,2% auf 37% (durchschnittlich 28%) bzw. 13,9% auf 22,2% (durchschnittlich 17,5%). Im Gegensatz dazu wurde die Menge an verbrauchtem CO_2/kWh um 10,9% bis 13,7% (durchschnittlich 12,5%) reduziert, und die nicht erfüllten Ladegerätpräferenzen der Gewichtung 3 konnten sogar um 55,1% bis 65,4% (durchschnittlich 60%) reduziert werden.

Diese Verlängerung der Standzeit lässt sich durch die zusätzlichen Constraints erklären, die während der Optimierung zu berücksichtigen waren. Es wird davon ausgegangen, dass Nutzer lieber etwas länger warten, um beispielsweise in einem Restaurant essen zu können, anstatt zu einer anderen Station zu fahren, wo die Wartezeiten zwar möglicherweise kürzer sind, es aber kein Restaurant gibt.

Dies ist einer der Kompromisse, die im Optimierungsprozess eingegangen wurden, und spiegelt sich auch in der Statistik zum Akzeptanzverhalten der Nutzer wider: Etwa 63% der akzeptierten Ladevorschläge wurden hinsichtlich der Wartezeit optimiert, während 75% hinsichtlich der CO_2-Reduzierung und 81% hinsichtlich der Ladegerätpräferenzen optimiert wurden (dies ist > 100 %, da einige Vorschläge in mehr als einem Bereich optimal sein können).

Eine Verkürzung der Wartezeiten könnte wahrscheinlich auch im optimierten Fall erreicht werden, wenn man die strengen Constraints aufheben und den Auswahlprozess für Lösungen ändern würde. Dies wird in der Masterarbeit von Christian Sallinger weiter untersucht, siehe unten.

Erstellen von Personas als Fahrertypologie

Im Rahmen der Studie wurde ein qualitativ-problemzentrierter Ansatz verwendet, um Personas zu entwickeln, die Nutzer von Elektrofahrzeugen (EV) repräsentieren. Dabei dienten Entscheidungstheorien (Ajzen, 1991) sowie ein strukturiertes Interviewraster als Leitfaden. Die Datenerhebung erfolgte über soziodemografische Fragebögen und offene Interviews, in denen Nutzungskontexte, Systembewertungen, soziale Normen und tiefere Reflexionen untersucht wurden. Insgesamt wurden sechzehn EV-Nutzer interviewt, was zur Erstellung von vier unterschiedlichen Personas führte – auf Grundlage eines 10-stufigen nutzerzentrierten Designprozesses (Nielsen, 2019) und einer Inhaltsanalyse (Mayring, 2008, 2015, 2016).

Die Personas spiegeln typische Verhaltensweisen von EV-Nutzern wider und stehen im Einklang mit bestehenden Typologien, die auf Ladepräferenzen basieren und von Sicherheitsaspekten, Technikaffinität und Umweltwerten

beeinflusst sind (Khaleghikarahrodi & Macht, 2023). Eine zentrale Einschränkung besteht in der mangelnden Diversität der Teilnehmenden, die in zukünftigen Studien berücksichtigt werden sollte.

Die vier Personas:

<table>
<tr>
<td>
Oliver - The Pragmatic (45)
Nutzer von Firmenwagen; legt Wert auf Effizienz und Kosten; umweltneutral.</td>
<td>
Laura – The Environmentally Conscious (35)
Stadtbewohnerin; legt Wert auf Nachhaltigkeit; leidet unter Reichweitenangst.</td>
</tr>
<tr>
<td>
Markus – The Technology Enthusiast (40)
Benutzer einer Home wall box; legt Wert auf Geschwindigkeit und Innovation.</td>
<td>
Margit – The Safety-Conscious (50)
Pädagogin aus einer Kleinstadt; legt Wert auf Sicherheit; vermeidet Situationen mit niedrigem Batteriestand.</td>
</tr>
</table>

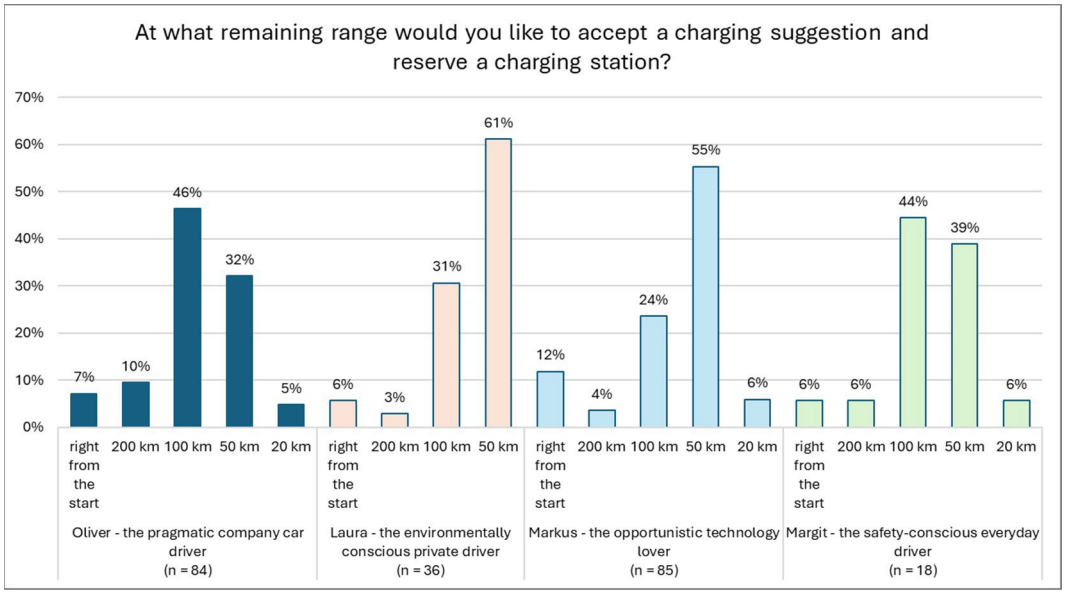
* KI-generierte Bilder (Quelle: ChatGPT)

Quantitative Umfrage

Von November bis Mitte Dezember 2024 wurde in ganz Österreich eine Online-Umfrage durchgeführt, um das Ladeverhalten von Elektroautofahrern auf Langstrecken zu untersuchen. Die Umfrage wurde über soziale Medien verbreitet und ergab 223 gültige Antworten (38 weiblich, 181 männlich, 4 ohne Angabe). Die Teilnehmer ordneten sich selbst vordefinierten Personas zu: 84 wählten „Oliver", 36 „Laura", 85 „Markus" und 18 „Margit". Die Antworten wurden auf der Grundlage dieser selbstgewählten Profile analysiert.

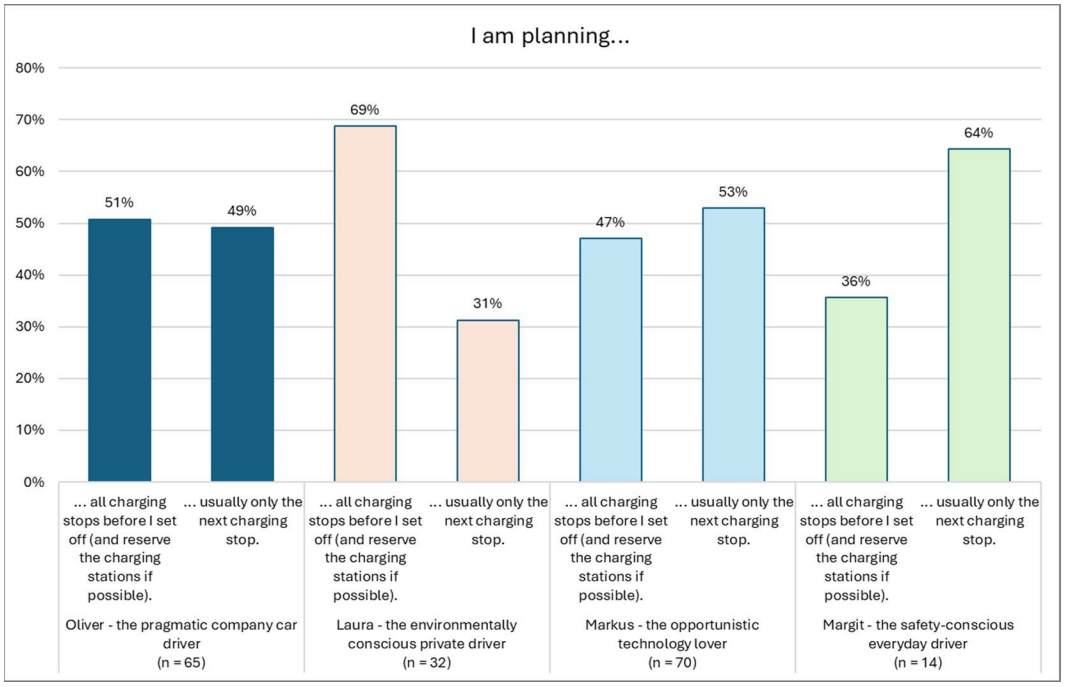
Wichtigste Ergebnisse

Ladeangst und Reichweitenmanagement: Ladeangst ist ein zentrales Anliegen, da die meisten Nutzer bereits bei einer verbleibenden Reichweite von 100 km nach einer Ladestation suchen. Die Personas „Laura" (61 %) und „Markus" (55 %) reservieren oft bei 50 km, während „Oliver" (46 %) und „Margit" (44 %) es vorziehen, bei 100 km zu reservieren. Diese Muster deuten darauf hin, dass Erfahrung, Kenntnisse über die Reichweitenoptimierung und das Bewusstsein für die Infrastruktur dazu beitragen, die Angst zu verringern (Philipsen et al., 2019; Rauh et al., 2020).



Bevorzugte Annahme von Ladevorschlägen basierend auf der verbleibenden Reichweite

Ladeplanung vs. spontane Ladestopps Es kristallisierten sich zwei Hauptansätze heraus: geplantes Laden, das in die Route integriert ist, und spontane, situationsbedingte Stopps. Die meisten Nutzer suchen vor der Fahrt nach Ladestationen. Die Nutzer „Oliver" und „Markus" planen oft alle Stopps, während „Laura" dies konsequenter tut. Im Gegensatz dazu planen „Margit"-Nutzer in der Regel nur den nächsten Stopp. Die Wahl der Strategie hängt mit der Erfahrung zusammen – weniger erfahrene Fahrer wenden oft veraltete Tankgewohnheiten an, was zu ineffizientem Laden führt (Sprei & Kempton, 2024).



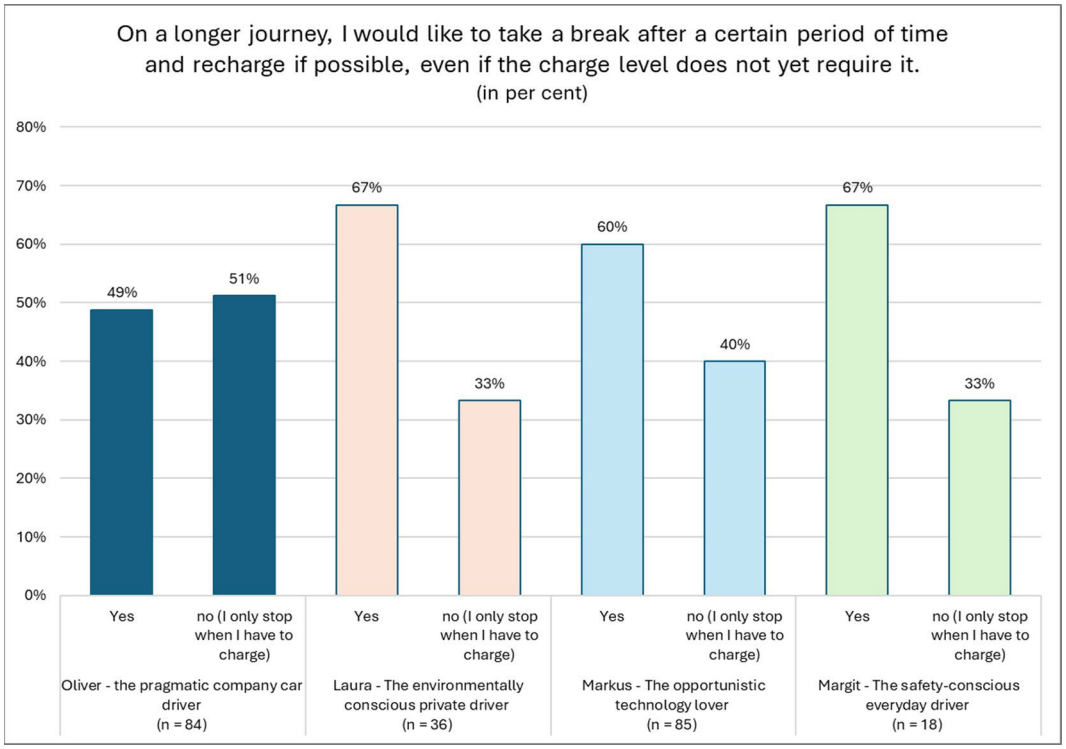
Planung von Stopps an Ladestationen

Präferenzen hinsichtlich Ladestationen: Stationen mit Annehmlichkeiten wie Beleuchtung, Toiletten oder Geschäften sind beliebter, was die Bedeutung sowohl der technischen Zuverlässigkeit als auch der Standortqualität für die Zufriedenheit der Nutzer unterstreicht (Wang et al., 2021).

Pausen und Ladedauer: Rund zwei Drittel der Befragten bevorzugen es, während langer Fahrten Pausen einzulegen, auch wenn noch keine Aufladung erforderlich ist – mit Ausnahme der „Oliver"-Nutzer, von denen die Hälfte nur bei Bedarf anhält. Die bevorzugte maximale Ladezeit beträgt 30 Minuten (27,5 Minuten für „Oliver"), wobei eine Batterieladung von 80% als optimal angesehen wird. Über 90% möchten die nächste verfügbare Ladestation sehen, und 80% legen auch Wert darauf, die letzte erreichbare Option zu sehen.

Geschwindigkeit und Energieeffizienz: Die Fahrprofile variieren je nach Persona, wobei technisch versierte Nutzer schneller fahren und damit die Reichweite verringern. Adaptive Fahrstile können die Energieeffizienz verbessern, und die Integration solcher Daten in Systeme wie das im eAlloc-Projekt vorgeschlagene könnte die Reichweite durch personalisierte Empfehlungen optimieren (Günther et al., 2019).

Fazit: Diese Studie zeigt erhebliche Unterschiede in der Akzeptanz von Ladeempfehlungen durch die Nutzer auf, die auf Fahrertypen und Präferenzen basieren. Personalisierte Empfehlungen tragen durch optimiertes Ladeverhalten zur Emissionsreduzierung bei, doch die Angst vor dem Aufladen bleibt bestehen. Klare, adaptive Benutzeroberflächen sind unerlässlich, um den Status der Infrastruktur zu kommunizieren und das Vertrauen zu stärken. Die Akzeptanz variiert je nach Nutzererfahrung, verfügbaren Einrichtungen und Planungsstil.



Literatur:

- Ajzen, I. (1991). The theory of planned behavior. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, *50*(2), 179–211. https://doi.org/10.1016/0749-5978(91)90020-T
- Günther, M., Rauh, N., & Krems, J. F. (2019). How driving experience and consumption related information influences eco-driving with battery electric vehicles – Results from a field study. *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*, *62*, 435–450. https://doi.org/10.1016/j.trf.2019.01.016
- Khaleghikarahrodi, M., & Macht, G. A. (2023). Patterns, no patterns, that is the question: Quantifying users' electric vehicle charging. *Transport Policy*, *141*, 291–304. https://doi.org/10.1016/j.tranpol.2023.07.020
- Mayring, P. (2008). *Die Praxis der qualitativen Inhaltsanalyse* (2., neu ausgestattete Aufl.). Beltz. http://www.content-select.com/index.php?id=bib_view&ean=9783407291431
- Mayring, P. (2015). *Qualitative Inhaltsanalyse: Grundlagen und Techniken* (12., überarbeitete Auflage). Beltz, Preselect.media GmbH. https://content-select.com/index.php?id=bib_view&ean=9783407293930
- Mayring, P. (2016). *Einführung in die qualitative Sozialforschung: Eine Anleitung zu qualitativem Denken* (6. Auflage). Beltz, Preselect.media GmbH. https://content-select.com/index.php?id=bib_view&ean=9783407294524
- Nielsen, L. (2019). *Personas—User Focused Design* (Second edition.). Springer Nature. https://doi.org/10.1007/978-1-4471-7427-1
- Philipsen, R., Brell, T., Biermann, H., & Ziefle, M. (2019). Under Pressure—Users' Perception of Range Stress in the Context of Charging and Traditional Refueling. *World Electric Vehicle Journal*, *10*(3), Article 3. https://doi.org/10.3390/wevj10030050
- Rauh, N., Günther, M., & Krems, J. F. (2020). Positive influence of practical electric vehicle driving experience and range related knowledge on drivers' experienced range stress. *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour*, *71*, 182–197. https://doi.org/10.1016/j.trf.2020.03.013
- Sprei, F., & Kempton, W. (2024). Mental models guide electric vehicle charging. *Energy*, *292*, 130430. https://doi.org/10.1016/j.energy.2024.130430
- Wang, Y., Yao, E., & Pan, L. (2021). Electric vehicle drivers' charging behavior analysis considering heterogeneity and satisfaction. *Journal of*

Cleaner Production, *286*, 124982. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.124982

- Witzel, A. (2000). Das problemzentrierte Interview. *Forum, qualitative social research*, *1*(1), 26 Ab-1:1<26 Ab.

AP7 Dissemination and Exploitation Planning

Bezüglich der Aktivitäten für Dissemination siehe unten.

Die im Final Report für die FFG dargelegten Aktivitäten und Pläne sind Projekt-vertraulich.

5 Schlussfolgerungen und Empfehlungen

Wir konnten das Potenzial unseres Ansatzes zur Verbesserung der aktuellen Situation (ohne Optimierung und Reservierung) aufzeigen: In Simulationsläufen wurde eine durchschnittliche Reduzierung der CO_2-Emissionen um insgesamt 4,1% beobachtet, während gleichzeitig die Haltezeit um durchschnittlich 17,3% reduziert wurde. Vergleicht man nur die Wartezeiten an den Ladestationen, lassen die Ergebnisse sogar noch größere Verbesserungen erkennen. Diese Ergebnisse sind statistisch signifikant, d.h. die Wahrscheinlichkeit, dass sie auf zufälligen Schwankungen beruhen, ist sehr gering. Es ist jedoch zu beachten, dass sie in unserer Simulationsumgebung erzielt wurden und nicht mit einem System, das auf realen Autobahnen eingesetzt wird, was weit über die Möglichkeiten dieses (industriellen) Forschungsprojekts hinausgegangen wäre. Dennoch haben wir uns sehr bemüht, diese Simulationen so realistisch wie möglich zu gestalten.

Daher kommen wir zu dem Schluss, dass unser Ansatz mit Optimierung und Reservierung die aktuelle Situation auf realen (österreichischen) Autobahnen sowohl hinsichtlich der Haltezeit als auch der CO_2-Emissionen höchst-wahrscheinlich verbessern würde.

Zukünftige Forschungen sollten sich auch auf fortschrittliche, adaptive Benutzeroberflächen mit Echtzeit-Vorschlägen und dynamischen Reservierungen konzentrieren. Die Bewertung der Wirksamkeit der Benutzeroberfläche hinsichtlich der Verringerung von Ängsten und der Unterstützung von Emissionszielen ist von entscheidender Bedeutung. Politische Entscheidungsträger und Entwickler sollten diese Erkenntnisse nutzen, um die Infrastruktur und das Design zu verbessern und eine breitere Akzeptanz von Elektrofahrzeugen zu fördern.

C) Projektdetails

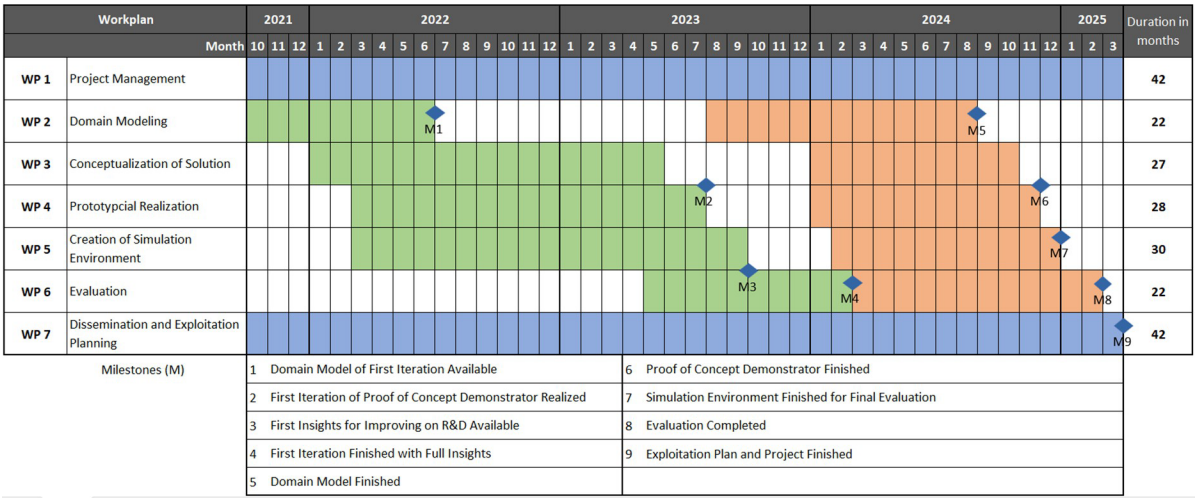
6 Methodik

Die jeweils gewählte Methodik für die verschiedenen Aufgaben ist bereits oben im Kontext der Arbeitspakete beschrieben.

Hervorgehoben soll hier der *experimentelle Ansatz* werden, mit welchem das wesentliche Projektergebnis der Einsparungen von Stehzeit und CO_2-Emissionen ermittelt wurde. Innerhalb der Simulationsumgebung SUMO wurden Experimente durchgeführt, deren Ergebisse einer statistischen Auswertung zugeführt wurden. Diese zeigte, dass die Ergebnisse der Einsparungen statistisch signifikant sind.

7 Arbeits- und Zeitplan

GANTT Chart



8 Publikationen und Disseminierungsaktivitäten

Tabellarische Angabe von wissenschaftlichen Publikationen, die aus dem Projekt entstanden sind, sowie sonstiger relevanter Disseminierungsaktivitäten.

Wissenschaftlichen Publikationen

- Christian Stippel, Benjamin Schwendinger, Michael Kammerhofer, Ralph Hoch, Hermann Kaindl, and Thilo Sauter. 2023. Towards Optimized Schedules for Charging Electric Vehicles on Austrian Highways using Genetic Algorithms. In *Proceedings of the Companion Conference on Genetic and Evolutionary Computation (GECCO '23 Companion)*. Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 767–770. https://doi.org/10.1145/3583133.3590754

- Michael Kammerhofer, Benjamin Schwendinger, Ralph Hoch, Christian Sallinger, Hermann Kaindl. 2025. Towards Experiments for Comparing Anytime Algorithms to Optimize Assignments of Electric Vehicles To Charging Stations, *International Conference on Industry Science and Computer Sciences Innovation 2024 (iSCSi'24)*, Porto, Portugal, Oct., 2024, *Procedia Computer Science* 263 (2025) 874–883, Elsevier B.V.
- Filip Lukic, Maria S. Forkaliuk, Gerald Franzl. 2024. Integrating Fast Electric Vehicle Charging and Charge-Site Power-Limiting in SUMO, *16th EAI International Conference on Simulation Tools and Techniques (SIMUtools2024)*, Bratislava, Slovakia, Dec., 2024. https://simutools.eai-conferences.org/2024/accepted-papers/
- Maria Forkaliuk, Gerald Franzl, Oleg Bisikalo. 2024. Evaluating Fast Charging of Electric Vehicles Along Motorways Using Finite Multi-Server Queueing System Simulation, *VNTU Information Technologies and Computer Engineering Journal*, 2024. https://itce.com.ua/web/uploads/pdf/IT_2024_2_7.pdf
- Hermann Kaindl, Christian Sallinger, Michael Kammerhofer, Ralph Hoch, Sven Dominka. 2025. Dynamically Optimizing the Allocation of Electric Vehicles to Charging Sites, V. *International Conference on Electrical, Computer and Energy Technologies (ICECET 2025)*, Paris, France, July, 2025, IEEE Press, in print.

Sonstige relevante Disseminierungsaktivitäten

Der Projektpartner PowerSolution organisierte am 22. Juni 2023 einen Workshop zum Thema „E-Mobilität im Anwendersektor". Ziel war es, Informationen über das Projekt zu verbreiten und den Teilnehmern die Möglichkeit zu geben, sich mit dem Thema E-Mobilität auseinanderzusetzen sowie zu testen, wie dieses Thema von Personen mit Kenntnissen im Energiesektor aufgenommen wird. Das vorläufige Ergebnis war, dass die Schnellladestation immer dann gewählt wird, wenn keine finanziellen Nachteile entstehen, unabhängig davon, ob erneuerbare Energien genutzt werden. Dies zeigt, dass Zeit als besonders wichtig angesehen wird und dass Anreize und Nudging erforderlich sind, um zu erreichen, dass erneuerbare Energien genutzt werden, wenn sie verfügbar sind. Dies unterstreicht die Bedeutung unseres Ansatzes im Rahmen dieses Projekts.

Der Projektpartner DUK (jetzt UWK) hat als erste Anlaufstelle eine partnerspezifische Projektwebseite in deutscher und englischer Sprache erstellt:

https://www.donau-uni.ac.at/de/universitaet/fakultaeten/bildung-kunst-architektur/departments/integrierte-sensorsysteme/zentren/verteilte-systeme/projekte/ealloc.html

https://www.donau-uni.ac.at/en/university/faculties/education-arts-architecture/departments/integrated-sensor-systems/centers/distributed-systems/projects/ealloc.html

In der letzten Periode fand am 25. September 2024 ein weiterer Workshop in den Räumlichkeiten von PowerSolution statt, an dem 20 Teilnehmer teilnahmen. Höhepunkte waren Fachvorträge von Johannes Zimmerberger, der die Auswirkungen des Ausbaus der Ladeinfrastruktur auf die Netzstabilität erörterte und verschiedene mögliche Lösungen vorstellte, sowie von Gerald Franzl, der anhand von Simulationen einer Ladestation die Auswirkungen unterschiedlicher Ladefrequenzen, Bruttoleistungsbegrenzungen und Ladedauern auf den Strombedarf und die Wartezeiten demonstrierte. Darüber hinaus wurde die entwickelte eAlloc-App vorgestellt und anhand der SUMO-Simulationsumgebung erläutert. Die Teilnehmer hatten die Möglichkeit, diese interaktiv zu nutzen, was zu lebhaften Diskussionen führte. Zu den wichtigsten Themen gehörten die Gestaltung eines effizienten Ladenetzes, die CO_2-Bepreisung und die Rolle regional erzeugter erneuerbarer Energien zur Entlastung des Netzes. Insgesamt bot der Workshop eine praxisnahe Plattform für den Austausch von Fachwissen und die Diskussion gemeinsamer Lösungen für die Herausforderungen der Elektromobilität.

Ein Artikel über den Workshop wurde im „PowerLetter", dem Newsletter von PowerSolutions, veröffentlicht, der über 5.000 Kunden und Partner von PowerSolutions erreicht.

Das Projekt und seine aktuellen Ergebnisse wurden auch in vielen Gesprächen mit potenziellen Kunden und Partnern von Bosch vorgestellt. So wurde das Projekt beispielsweise bei einer Bosch-Veranstaltung den ganzen Tag über an einem eigenen eAlloc-Stand sowohl externen als auch Bosch-internen Gästen vorgestellt.

Diese Projektbeschreibung wurde von der Fördernehmerin/dem Fördernehmer erstellt. Für die Richtigkeit, Vollständigkeit und Aktualität der Inhalte sowie die barrierefreie Gestaltung der Projektbeschreibung, übernimmt der Klima- und Energiefonds keine Haftung.

Die Fördernehmerin/der Fördernehmer erklärt mit Übermittlung der Projektbeschreibung ausdrücklich über die Rechte am bereitgestellten Bildmaterial frei zu verfügen und dem Klima- und Energiefonds das unentgeltliche, nicht exklusive, zeitlich und örtlich unbeschränkte sowie unwiderrufliche Recht einräumen zu können, das Bildmaterial auf jede bekannte und zukünftig bekanntwerdende Verwertungsart zu nutzen. Für den Fall einer Inanspruchnahme des Klima- und Energiefonds durch Dritte, die die Rechtinhaberschaft am Bildmaterial behaupten, verpflichtet sich die Fördernehmerin/der Fördernehmer den Klima- und Energiefonds vollumfänglich schad- und klaglos zu halten.