

Analyse von Optimierungspotentialen von elektrischen Prosumer-Haushalten mit E-Auto Nutzung, stationärem Batteriespeicher und exogener PV-Erzeugungs- und Lastprofile

Masterarbeit
zur Erlangung des akademischen Grades

Master of Science in Engineering (MSc)

Fachhochschule Vorarlberg
Energietechnik und Energiewirtschaft

Betreut von
Dr. Klaus Rheinberger

Vorgelegt von
DI (FH) Mag (FH) Markus Rüb MScBA

Dornbirn, 10.08.2020

Kurzreferat

Analyse von Optimierungspotentialen von elektrischen Prosumer-Haushalten mit E-Auto Nutzung, stationärem Batteriespeicher und exogener PV-Erzeugungs- und Lastprofile

Mit dem entwickelten, gemischt-ganzzahligen linearen Optimierungsmodell wird ein grosser Beitrag geleistet, mit dem die wichtigen Betriebskennzahlen einer PV-Speicheranlage, wie der Eigenverbrauchsanteil um bis zu 89 % und der Autarkiegrad um bis zu 73 % durch eine variable Grenzkostenoptimierung bei zusätzlicher E-Auto Berücksichtigung gesteigert werden können. Der Eigenverbrauch der PV-Erzeugung wird durch den stationären Batteriespeicher auf 71 % mehr als verdoppelt. Das beispielhafte Szenario hat einen Haushaltsverbrauch von 5 MWh pro Jahr und besteht aus einer 5 kWp PV-Anlage, mit einem 5 kWh Batteriespeicher und dem Tesla Model 3 mit einer Jahresfahrleistung von 16778 km.

Das erstellte Softwareprogramm kann einfach auf weitere verschiedene Anlagenkonstellationen und mit eigenen Eingangszeitreihenprofile der Haushaltslast, der PV-Erzeugung und der E-Auto Nutzung parametrisiert werden. Neben der Kennzahlenberechnung des konkreten Szenarios wird der jeweilige Einfluss einer Anlagenkomponente, wie PV, Batterie und Last bei deren Variation, auf die Kennzahlen grafisch gut sichtbar dargestellt.

Die Ergebnisse bestätigen bisherige Arbeiten, dass die Dimensionierung der Anlagenkomponenten nach der einfachen Faust-Formel 1:1:1 erfolgen soll: Der stationäre Batteriespeicher und die PV-Anlage sollen gleich gross sein und ihre Grösse in kWh soll der Jahreslast in MWh entsprechen. Damit wird nahezu schon ein gutes Optimum von Eigenverbrauch, Eigenverbrauchsanteil und Autarkiegrad bei minimalen Energiekosten gefunden und die Netzbelastung durch Bezug und Einspeisung kann reduziert werden.

Schlagwörter

Autarkiegrad, Eigenverbrauchsoptimierung, Energiemodelloptimierung, Prosumer Haushalt, gemischt-ganzzahlige lineare Optimierung, PV-Speicheranlage, E-Auto Lademodell, Energiemodellszenarien, Energiekostenoptimierung, stationäre Batteriespeicheroptimierung, Klimabeitrag, Eigenverantwortung, Klimazukunft, mathematisches Energiemodell

Autarkiegrad = Eigenverbrauch der PV-Energie / Gesamtverbrauch.

Eigenverbrauch = Eigenverbrauch der PV-Energie / Gesamt-PV-Energie

Hinweis:

In der vorliegenden Arbeit wird statt „ß“ ein Doppel-S und bei Zahlenwerten wird wie in der Informatik üblich das Komma (,) durch einen Punkt (.) ersetzt.

Abstract

Analysis of optimization potential of electrical prosumer households with e-car use, stationary rechargeable battery and exogenous PV generation and load profiles

With the developed, mixed-integer-linear optimization model, a major contribution is made that the most important key figures of a PV storage system, such as the self-consumption rate raises up to 89 % and the degree of self-sufficiency by up to 73 %, are increased by variable marginal cost optimization with additional e-vehicle consumption. The stationary battery more than doubles the self-consumption rate of the PV energy generation to 71 %. The example scenario has a household load of 5 MWh per year and consists of a 5 kWp PV system, with a 5 kWh battery storage and the Tesla Model 3 e-car with an annual output of 16778 km.

The program can easily be parameterized to other different system constellations and with its own input-time-series profiles of the household load, the PV generation and the use of the electric car. In addition to the calculation of the specific key figures, the respective influence of a system component, such as PV, battery and load, when varied on the key figures, is shown graphically.

The results confirm previous research papers that the dimensioning of the system components should take place according to the simple formula 1: 1: 1: the stationary battery storage and the PV system should be same sized and their size in kWh should correspond to the annual load in MWh. In doing so, a good optimum of self-consumption, self-consumption share and degree of self-sufficiency with minimal energy costs is usually found and the electrical grid load through procurement and feed-in can be reduced.

Vorwort

An dieser Stelle möchte ich mich bei allen beteiligten Personen bedanken, die mich beim Verfassen dieser Arbeit unterstützt haben und das waren wenige.

Ein besonderer Dank gilt meinem Masterthesis Betreuer Dr. Klaus Rheinberger von der Fachhochschule Vorarlberg, der mir in vielen Online-Besprechungen und durch Anregungen zur mathematischen Modellierung der Problemstellung zur Seite stand. Daneben gilt mein Dank auch Dr. Ingo Barkow von der FHGR in Chur für die Zurverfügungstellung von Rechenkapazitäten (HPC, High-Performance Computing) durch DAViS und dem Schweizer Hochleistungsrechenzentrum (CSCS) in Lugano für die Modellsimulationen.

Das bisherige Jahr 2020 mit der Corona Pandemie hat einschneidende Spuren und grosse Belastungen für mich gebracht. In dieser ausserordentlichen und aussergewöhnlichen Zeit ist die vorliegende Arbeit entstanden.

Inhaltsverzeichnis

Darstellungsverzeichnis	VII
Tabellenverzeichnis	VIII
Abkürzungsverzeichnis	IX
Variablenverzeichnis	XI
1. Einleitung und Einführung ins Themengebiet	1
1.1 Klimawandel	1
1.2 Klimaschutz	2
1.3 Das Erneuerbare Energien Gesetz	2
1.4 Ausbau Photovoltaik	3
1.5 Herausforderungen bei der dezentralen PV-Stromerzeugung	5
1.6 Herausforderungen für PV-Anlagenbetreiber	5
2. Zielsetzung der Arbeit	7
2.1 Hinführung zur Zielsetzung	7
2.1.1 Autarkiegrad und Eigenverbrauchsanteil	7
2.1.2 Dimensionierung und Betrieb von PV-Anlagen	9
2.2 Forschungsfrage	11
2.3 Detail-Fragestellungen	11
2.4 Zielsetzung	11
2.5 Aufbau und Methodik	12
3. Grundlagen und Erläuterungen zu dezentralen PV-Speicheranlagen, E-Autos sowie Modellierung energetischer Systeme	13
3.1 Grundlegende Modellbeschreibung	13
3.2 Photovoltaikanlage	14
3.3 Batteriespeicher	15
3.4 Elektroauto (E-Auto)	17
3.5 Verbrauchs- und Reichweitenbestimmung des Elektroautos	20
3.6 Modelloptimierung	20
3.6.1 Modellbildung durch eine Systemanalyse	20
3.6.2 Lineare Optimierung	22
4. Forschungsstand	25
5. Umsetzung und Modellbeschreibung	29
5.1 Eingangszeitreihen	30

5.1.1 Historische Photovoltaik-Erzeugungsdaten	30
5.1.2 Historische Haushaltlastprofilen	33
5.1.3 Energiepreise	36
5.1.4 Autofahrprofile und E-Auto-Verbrauchsprofile	37
5.2 Modellbildung der Tagessimulation	39
5.3 Parametrisierung des Netzanschlusses	39
5.4 Modellbildung der PV-Anlage	39
5.5 Modellbildung und Parametrisierung der Haushaltlast	40
5.6 Modellbildung des stationären Speichers und der E-Auto Batterie	40
5.6.1 E-Autobatterie	40
5.6.2 Modellierung des stationären Batteriespeichers	42
5.7 Formulierung der Zielfunktionen	43
5.7.1 Tages-Energiekostenminimierung	43
5.7.2 Eigenverbrauchsanteilmaximierung	44
5.8 Basismodellwerte für den Vergleich mit der Optimierung	45
5.8.1 Anlagendimensionierung der Simulation	45
5.8.2 Erklärung der Parametrierung des Simulationsprogramms	46
5.8.3 Basis Modell 1: Haushaltlast 5 MWh, PV-Erzeugung mit 5 kWpeak	47
5.8.4 Basis Modell 2: Haushaltlast 5 MWh, PV-Erzeugung mit 5 kWpeak und E-Auto-Ladeverbrauch	50
6. Simulation und Ergebnisse	54
6.1 Vergleich des Optimierungsmodells mit dem Basis Modell	58
6.1.1 Ladeverluste durch E-Auto Batterie und ihre Erklärung	60
6.1.2 Eigenverbrauchsanteil und Autarkiegradverläufe	60
6.2 Sensitivitäten	62
6.3 Untersuchung des Einflusses der Anlagen-Komponentengrößen auf Eigenverbrauchsanteil, Autarkiegrad und die Energiekosten	65
7. Zusammenfassung: Diskussion und Bewertung der Ergebnisse	76
7.1 Ergebnisse im Hinblick auf die Forschungsfrage	76
7.2 Detailergebnisse	76
7.3 Erkenntnisse	77
Literaturverzeichnis	79
Anhang A - Simulationsmodellprogramm	84
Anhang B - Photovoltaik Eigenverbrauchsrechner pv-austria.at	85
Anhang C - HPC Programmausführung	86
Eidesstattliche Erklärung	88

Darstellungsverzeichnis

Abbildung 1: Stromerzeugungsmix Ländervergleich (Österreichs Energie 2020)	3
Abbildung 2: Energie- und Stromerzeugungsmix Österreich 2019.....	3
Abbildung 3: historischer PV Ausbau (Österreichs Energie 2020)	4
Abbildung 4: Kostenentwicklung Deutschland	5
Abbildung 5: Haushaltsstrompreisevergleich EU 2019, (Österreichs Energie 2020)	6
Abbildung 6: Erklärung von Autarkiegrad und Eigenverbrauchsanteil (Bittel 2018).....	9
Abbildung 7: schematisches Leistungsflussmodell (Bilanzierung).	13
Abbildung 8: Systempreise für 5 kWpeak netzgekoppelte Anlagen (2011 - 2019)	15
Abbildung 9: Entwicklung der PV-Speichersystemkosten (Wegatech 2020)	16
Abbildung 10: Energieeffizienz von Antriebsenergien (Ambel, C.C. 2018, S. 20)	18
Abbildung 11: Entwicklung des weltweiten E-Autobestandes (ZSW 2020)	18
Abbildung 12: lineares Optimierungsproblembeispiel (Heimberger et al. 2017, S. 232) ...	24
Abbildung 13: detailliertes Leistungsmodell eines PV-Speichersystems für Simulation ...	29
Abbildung 14: schematischer Aufbau des Simulationsmodells	30
Abbildung 15: PV-Erzeugungsprofil Speichersystems	31
Abbildung 16: Einfluss von Ausrichtung und Neigung auf PV-Tagesverlauf	31
Abbildung 17: Jahresgangline PV-Erzeugung	32
Abbildung 18: Winterwoche/Sommerwoche PV-Erzeugung 1 kWp	32
Abbildung 19: Jahresgangline Last H0 VDEW.....	33
Abbildung 20: Jahresprofil Last H0 VDEW (15minüter Auflösung).....	33
Abbildung 21: Winterwoche/Sommerwoche VDEW H0 SLP.....	34
Abbildung 22: Winterwoche/Sommerwoche APCS H0 SLP.....	34
Abbildung 23: Winterwoche/Sommerwoche VDEW/APCS H0 SLP	34
Abbildung 24: Jahresprofile der PV-Erzeugung und H0 Last VDEW	35
Abbildung 25: Jahresprofile der PV-Erzeugung, Last, Direktverbrauch.....	36
Abbildung 26: Statistisch Verteilung der Last.....	36
Abbildung 27: Energiepreise (Tarif) für eine Woche, VKW privat 24.....	37
Abbildung 28: Autofahrprofil für Kalenderwoche 1	38
Abbildung 29: Verteilung der Autofahrten	38
Abbildung 30: Ladestrategien links: Vollladen, rechts: Ladephasen	41
Abbildung 31: Entscheidungsvariable.....	43
Abbildung 32: Basismodell 1 Häufigkeitsverteilung des EVA, AG und der verschiedenen Kosten pro Tag im Jahr, Kosten optimiert	49
Abbildung 33: Basismodell 1 Profilverläufe nur mit Last und PV-Erzeugung	49
Abbildung 34: Basismodell 2 Profilverläufe mit Last, E-Auto Ladeverbrauch und PV- Erzeugung ohne/mit Kosten Optimierung.....	50
Abbildung 35: Basismodell 2 Profilverläufe EVA optimiert	51
Abbildung 36: Basismodell 2 Häufigkeitsverteilung des EVA, AG und der verschiedenen Kosten pro Tag im Jahr, Kosten/EVA optimiert	52
Abbildung 37: Modell 5 Profilverläufe mit Last, E-Auto Ladeverbrauch, PV-Erzeugung und stationärer Batterie, Sommertag, Kosten optimiert	55
Abbildung 38: Modell 5 Profilverläufe Sommertag, Kosten optimiert.....	56
Abbildung 39: Modell 5 Profilverläufe, Wintertag, Kosten optimiert.....	56
Abbildung 40: Modell 5 Profilverläufe, Wintertag, Kosten optimiert.....	57

Abbildung 41: Modell 5 Profilverläufe, Kosten optimiert.....	58
Abbildung 42: Basis Modell 2 EVA, AG nach Jahreszeiten ohne Optimierung.....	60
Abbildung 43: Modell 5 EVA, AG, Winter/Sommer Kosten optimiert.....	61
Abbildung 44: Modell 5. Verläufe bei s_{max} , in auf 11 kWh reduziert	63
Abbildung 45: Modell 5 Bsp. Sommertag, Kosten optimiert (s_{max} , in=11 kWh).....	64
Abbildung 46: Modell 1 Verlauf der Kennzahlen bei PV-Anlagenvariation	66
Abbildung 47: Kennzahlenverläufe Modell 3 (Batterie 1 kWh) bei Lastvariation.....	67
Abbildung 48: Kennzahlenverläufe Modell 3 (Batterie 5 kWh) bei Lastvariation.....	68
Abbildung 49: Kennzahlenverläufe Modell 5 (Batterie 5 kWh) bei Lastvariation.....	69
Abbildung 50: Verläufe Modell 3 (Batterie) bei Last(1,5,10 MWh).....	70
Abbildung 51: Verläufe Modell 5 (Batterie) bei 5 MWh Last.....	71
Abbildung 52: Verläufe von Basis Modell 2 auf Last normierte Grössen.....	72
Abbildung 53: Verläufe Modell 5 für PV über alle Batteriegrössen.....	73
Abbildung 54: Verläufe Modell 5 für Batterie über alle PV-Anlagengrössen.....	73
Abbildung 55: Verläufe Modell 2 (keine Batterie) normierte Darstellung	74
Abbildung 56: Verläufe Modell 5, normierte Anlagengrössendarstellung und das eigentliche Ziel der Arbeit	74
Abbildung 57: Modell 5, Energiepreis mit normierter Anlagengrössendarstellung.....	75

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: mathematische Modelle (in Anlehnung an Ortlieb, Dresky, Gasser & Günzel)	22
Tabelle 2: PV-Erzeugungsprofi (eigene Ausarbeitung)	32
Tabelle 3: Gegenüberstellung der SLP VDEW und APCS (eigene Ausarbeitung)	35
Tabelle 4: Simulationsmodelle (eigene Ausarbeitung)	46
Tabelle 5: Ergebnisse Basismodell 1 (Last 5 MWh, PV 5 kWp) (eigene Ausarbeitung) ...	48
Tabelle 6: Vergleich Basismodell 1 und 2 (Last 5 MWh, PV 5 kWp, ohne/mit Auto)	53
Tabelle 7: Vergleich Basismodell 2 und Modell 5 (Last 5 MWh, PV 5 kWp, mit Auto, mit Batterie 5 kWh) Kosten und EVA optimiert, (eigene Ausarbeitung)	59
Tabelle 8: Vergleich EVA/AG von Modell 5 zu Modell 2 (eigene Ausarbeitung).....	61
Tabelle 9: Sensitivität Ergebnisse Modell 5 mit s_{max} =11 kW (maximale Ladeleistung Autobatterie, Kosten optimiert, (eigene Ausarbeitung)	62

Abkürzungsverzeichnis

Abb.	Abbildung
AC	Alternating Current, Wechselstrom
AG	Autarkiegrad
Akku	Akkumulator, elektro-chemische sekundäre Speicherbatterie
APCS	Austrian Power Clearing and Settlement AG
Äq.	Äquivalent
ASS	All Solid State Battery: Festkörperbatterie
BDEW	Bundesverband der Energie- und Wasserwirtschaft
BEV	Battery Electric Vehicle, Elektrofahrzeug, e-car, E-Auto
BMS	Batteriemanagementsystem
bzgl.	bezüglich
ca.	circa
CO ₂	Kohlendioxid
CO ₂ Äq.	CO ₂ -Äquivalent, vergleichbarer Einfluss auf die Klimaerwärmung wie die gleiche Masse an CO ₂
C-Rate	Verhältnis von Leistung zu Energieinhalt der Batterie in 1/h
CSCS	Swiss National Supercomputing Centre
CCS	Combined Charging System
DC	Direct Current, Gleichstrom
E-Auto	Elektroauto, E-Kfz, Elektrokraftfahrzeug
etc.	et cetera
EVA	Eigenverbrauchsanteil
EVU	Energieversorgungsunternehmen
FCV	Fuel Cell Vehicle, mit Wasserstoff als Energie für Brennstoffzelle
FTP-75	Federal Test Procedure, Emissions- und Verbrauchszyklus in den USA
GW	Gigawatt
HEV	Hybrid Electric Vehicle, Hybridfahrzeug, Energie aus Benzin/Diesel
HPC	High-Performance Computing
HT	Hochtarif
ICEV	Internal Combustion Engine Vehicle: verbrennungsmotorisch angetriebenes Fahrzeug
IPCC	Intergovernmental Panel on Climate Change
kW	Kilowatt (Leistung)
kWh	Kilowattstunden (Energienmenge)
kWp	Spitzenleistung bzw. Nennleistung einer PV-Anlage unter STC
LI	Lithium-Ionen

MILP	Mixed Integer Linear Programming
mind.	mindestens
MW	Megawatt
MwSt.	Mehrwertsteuer
NCA	Nickel Cobalt Aluminium
NEFZ	Neue Europäische Fahrzyklus
NMC	Nickel Mangan Cobalt
NOx	Stickoxide
NT	Niedertarif
ÖMAG	Ökostromabwicklungsstelle
ÖPNV	öffentlicher Personennahverkehr
ppm	parts per million
PV	Photovoltaik
SLP	Standardlastprofil
SOC	State of Charge, Ladestand einer Batterie in %
STC	standard test condition
THG	Treibhausgase
TW	Terrawatt
V2G	Vehicle to Grid, Rückspeisung aus E-Auto Batterie ins Netz
VDEW	Verband der Elektrizitätswerke Deutschland
vgl.	vergleich
WLTP	Worldwide Harmonized Light Duty Testing Procedure
z. B.	zum Beispiel

Variablenverzeichnis

$p_{\text{Direktverbrauch}}$	Leistung Direktverbrauch [kW]
p_{PV}	Leistung PV allgemein [kW]
$p_{\text{Last}} ; h_{\text{SLP},t}$	Leistung Last, Haushaltsstandardlastprofil Leistungen [kW]
E_{VA}	Eigenverbrauchsanteil [%]
AG	Autarkiegrad [%]
E_{PV}	PV-Energieerzeugung [kWh]
E_{EV}	Energieeigenverbrauch [kWh] oder
$E_{\text{Direktverbrauch}}$	Energie Direktverbrauch [kWh]
E_{Last}	(Energie-)Verbrauch durch Last [kWh]
t	Zeitschritt
h_t	Leistung Last SLP H0 [kW]
p_t	PV Erzeugungs-Leistung [kW]
$n_{\text{out},t}$	Netzbezug [kW]
$n_{\text{in},t}$	Netzeinspeisung [kW]
n_t	Netzleistung [kW]
$n_{\text{max},\text{in},t}$	maximale Netzeinspeisungsleistung [kW]
$n_{\text{max},\text{out},t}$	maximale Netzbezugsleistung [kW]
$c_{\text{out},t}$	Netzbezugspreis [EUR]
$c_{\text{in},t}$	Netzeinspeiseerlös [EUR]
n_t^-	Netzeinspeiseleistung [kW]
n_t^+	Netzbezugsleistung [kW]
k_t	Aktueller Netzenergiepreis [EUR]
e_t	Entscheidungsvariable Netzleistung für EVA Optimierung [kW]
w_s	Grenzen für Absolutbetrag
h_t	Leistung Last SLP H0 [kW]
B_{min}	Stationäre Batterie minimaler Ladestand [kWh]
B_{max}	Stationäre Batterie maximaler Ladestand [kWh]
$b_{\text{in},t}$	Stationäre Batterie Ladeleistung [kW]
$b_{\text{out},t}$	Stationäre Batterie Entladeleistung [kW]
B_t	Stationäre Batterie Ladestand (SOC absolut) in [kWh]
$\eta_{b,\text{in}}$	Stationäre Batterie Ladewirkungsgrad
$\eta_{b,\text{out}}$	Stationäre Batterie Entladewirkungsgrad
B_0	Stationäre Batterie Ladestand (SOC) Tagesanfang [kWh]
$B_{\text{NZpkte}-1}$	Stationäre Batterie Ladestand (SOC) Tagesende [kWh]
$B_{\text{min},\text{end}}$	Stationäre Batterie minimaler Ladestand (SOC) Tagesende [kWh]
$b_{\text{max},\text{in}}$	Stationäre Batterie maximale Ladeleistung [kW]
$b_{\text{max},\text{out}}$	Stationäre Batterie maximale Entladeleistung [kW]
$\beta_{\text{in},t}$	Binäre Variable, die Laden anzeigt (0 oder 1)
$\beta_{\text{out},t}$	Binäre Variable, die Entladen anzeigt (0 oder 1) $\beta_{\text{in},t}! = \beta_{\text{out},t}$
σ	SOC Ladestand [0-1] Autobatterie, ab diesem SOC reduziert laden.
s_t	Autobatterie Ladeleistung [kW]

S_t	Autobatterie Ladestand (SOC absolut) [kWh]
$S_{max,in}$	Autobatterie maximale Ladeleistung [kW]
$S_{min,in}$	Autobatterie minimale Ladeleistung [kW]
$\eta_{s,in}$	Autobatterie Ladewirkungsgrad
S_{min}	Autobatterie minimaler Ladestand [kWh]
S_{max}	Autobatterie maximaler Ladestand [kWh]
S_0	Autobatterie Ladestand (SOC) Tagesanfang [kWh]
$S_{min,end}$	Autobatterie minimaler Ladestand (SOC) Tagesende [kWh]
$S_{NZpkte-1}$	Autobatterie Ladestand (SOC) Tagesende [kWh]
g_t	Fahrdistanz am Ankunftszeitpunkt [km]
φ_t	Zeigt für jeden Zeitschritt an, wann das Auto unterwegs ist
α_t	Binäre Variable zeigt unterbrechungsfreies Laden pro Parkperiode an

1. Einleitung und Einführung ins Themengebiet

Der anthropogene Klimawandel als Produkt des ökonomischen Handelns und des globalen demografischen Wandels in der Neuzeit führt(e) zu einem nachhaltigen Umdenken in der thermischen und elektrischen Energieversorgung - weg von fossilen, hin zu erneuerbaren Energieträgern (Vgl. IPCC 2007). Die Energiekrisen in den 70er-Jahren und die aufkommenden Umweltschutzbewegungen in den 80er-Jahren des vorigen Jahrhunderts waren Katalysatoren dafür, dass die Regierungen dieser Welt gezwungen werden, den Klimawandel nicht länger zu leugnen und eine aktive Klimapolitik zum Wohle von uns allen zu betreiben (Vgl. Edenhofer & Jakob 2017, S. 15f).

Die Auswirkungen der bisherigen Primär-Energieträger auf die Umwelt und unser Klima sind vielfältig (Vgl. IPCC 2007, IPCC 2013). Bei der Verbrennung von fossilen Energieträgern zur elektrischen Energieerzeugung und bei Verwendung als Kraftstoff für unsere Mobilität, werden grosse Mengen des Treibhausgases (THG) Kohlendioxid (CO₂) freigesetzt. CO₂ wird als der Hauptverursacher der globalen Erderwärmung angesehen. Sonnenlicht wird von der Erdoberfläche vor allem als Infrarotstrahlung zurück in die Atmosphäre reflektiert. Durch die vermehrte Materie wie CO₂ in der Lufthülle wird die Infrarotstrahlung stärker zurückgehalten und es entsteht der sogenannte Treibhauseffekt (Vgl. Krätzig 2020). In Europa wurden im Jahr 2015 78% der Gesamtemissionen von Treibhausgasen durch die Energiewirtschaft verursacht (europäische Umweltagentur 2020). Der Anteil der CO₂ Konzentration stieg um über 44 % seit der Vorindustrialisierung von 280 ppm auf 410 ppm im Jahr 2020 an. In den letzten 10000 Jahren zuvor war die CO₂ Konzentration nahezu konstant (Vgl. Deutsches Umweltbundesamt 2020).

1.1 Klimawandel

Klimaforscher der IPCC (Intergovernmental Panel on Climate Change) prognostizierten schon im Jahr 2007 einen Anstieg der weltweit mittleren Temperatur um bis zu 5° C bis zum Jahr 2100, wenn gegen die Klimaerwärmung nicht mehr getan wird. Diese Temperaturerhöhung würde den Meeresspiegel um einige Meter ansteigen lassen und viele Millionen von Menschen zu Klimaflüchtlingen machen (Vgl. IPC 2013). Nur gemeinsame globale Anstrengungen zur starken Reduktion der Verwendung fossiler Brennstoffe und somit der Reduktion der Freisetzung von Treibhausgasen wie CO₂ könnten dieser Bedrohung entgegenwirken (Vgl. IPC 2013). Auf dem UN-Klimagipfel in Paris im Dezember 2015 wurde deshalb von 195 Staaten das ehrgeizige Ziel zur Begrenzung der globalen Erderwärmung auf 1.5°C festgelegt (Vgl. IPC 2018, S. 24). Die wichtigsten beschlossenen Massnahmen der Länder zur Reduktion der CO₂ Emissionen bis 2050 um 80 % bis 95 % gegenüber den Werten von 1990 sind die Förderung von elektrisch betriebenen Autos und die Verringerung des Energieverbrauchs durch z. B. gesteigerte Energieeffizienz um bis 45 % (Vgl. IPC 2015). Die CO₂ Emissionen können jedoch nur eingespart werden, wenn der Strom für die E-Autos auch aus erneuerbaren Energiequellen statt aus Kohlekraftwerken stammt.

Hinweis: Umgangssprachlich hat sich Strom etabliert. Wissenschaftlich korrekt heisst es Energie anstatt Strom. In dieser Arbeit wird bei Verwendung der Worte Stromerzeugung, Strompreis oder Stromverbrauch damit immer entsprechend Energie gemeint.

Die mitteleuropäischen Staaten sind bis zu 70 % ihres Energieverbrauchs auf Importe von Energieträgern wie Kohle, Erdöl und Erdgas von anderen Ländern abhängig und somit grossen Versorgungsunsicherheiten ausgesetzt (Vgl. Statista 2020). Darüber hinaus sprechen viele weitere Gründe wie Fairer Wettbewerb, Wertschöpfung im eigenen Land, Technologieschub, Eigenverantwortung für die Verwendung von überall vorkommenden erneuerbaren Energien (Vgl. Unendlich viel Energie 2020).

1.2 Klimaschutz

Vor allem in Deutschland schuf die Politik, getrieben von meist privaten Initiativen, entsprechende Leitlinien und Gesetze, um die erneuerbaren, sauberen Energien wie Photovoltaik (PV), Wasserkraft, Biomasse und Windenergie zu fördern und auszubauen. Ziel all dieser Bemühungen ist es, die vorhandenen Energieressourcen effizienter und ökonomischer zu nutzen und der Klimaerwärmung mit all seinen Folgen entgegen zu wirken. In Deutschland ist dafür der Begriff Energiewende geprägt worden (Vgl. Energiewende 2020). Die EU sieht vor, dass bis 2050 die Stromerzeugung CO₂ frei sein. Schon durch den bisherigen Photovoltaikausbau konnte der CO₂ Emissionsfaktor für den deutschen Strommix von 764 g CO₂ /kWh 1990 auf 474 g CO₂ /kWh 2018 fast halbiert werden und das wenn man auch den CO₂ Ausstoss bei der Herstellung und der Entsorgung der Anlagen in Höhe von 50 g bis 67 g CO₂ Äq./kWh mitberücksichtigt (Vgl. Wirth 2019, S. 49).

Im Hinblick auf diese weitreichenden Klimaziele werden der Umfang der festgelegten Massnahmen zum Ausbau der erneuerbaren Energien auf 65 % des Bruttostromverbrauchs bis 2030 und zur Energieverbrauchsreduktion von 25 % bis 2050 gegenüber 2008 der Bundesrepublik Deutschland aber dennoch nicht ausreichen (Vgl. Bundesregierung 2020). Es zeichnet sich ab, dass die Anstrengungen bei der Nutzung erneuerbarer Energien, der Übertragung und der effizienteren Verwendung der Energie dringend intensiviert werden müssen. (Vgl. Weniger, Bergner, Tjaden 2015, S. 7).

1.3 Das Erneuerbare Energien Gesetz

Das Erneuerbare Energien Gesetz (EEG) der Bundesrepublik Deutschland mit seiner ersten Fassung vom 29. März 2000 bis zur aktuellsten Fassung vom 26. November 2019 (EEG) regelt die Einspeisung und Vergütung von Strom aus erneuerbaren Energiequellen ins Stromnetz. Es garantiert den Erzeugern die Abnahme und eine feste Einspeisevergütung. Dieses Gesetz ist der Wegbereiter für den Aufschwung der erneuerbaren Energien weltweit und wurde mehrfach durch aktuelle Entwicklungen im Ausbau- und Dargebotsstand novelliert (Vgl. EEG 2020). Dieses Gesetz dient auch vielen weiteren Ländern als Vorlage für eigene Bestrebungen, erneuerbare Energien nachhaltig zu fördern (Vgl. Erneuerbare Energien 2020). Es enthält Legaldefinitionen für Klima- und Umweltschutz und soll eine nachhaltige Entwicklung der Energieversorgung ermöglichen, fossile Energieressourcen schonen und durch die technologische Entwicklungsförderung für die Verwendung erneuerbarer Energien und Berücksichtigung langfristiger externer Effekte, die Kosten der Energieversorgung reduzieren (Vgl. Erneuerbare Energien 2020). In der Schweiz und Österreich gelten aufgrund jeweils anderer Ausgangsbasis, wie der traditionell starken Nutzung der Wasserkraft, teils andere Gesetze (Vgl. E-Control 2020). Abbildung 1 zeigt den

jeweiligen Stromerzeugungsmix von Österreich, Deutschland und Europa. So hat aktuell Österreich EU-weit, neben Norwegen, den höchsten Anteil an erneuerbaren Energien.

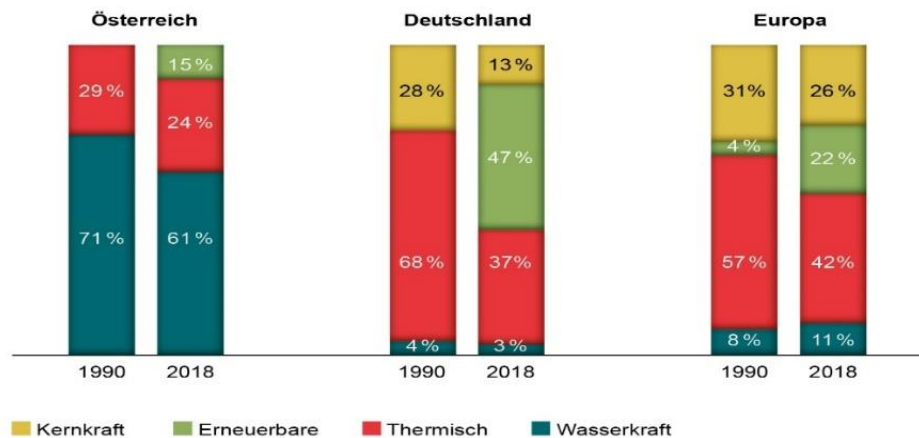


Abbildung 1: Stromerzeugungsmix Ländervergleich (Österreichs Energie 2020)

In Österreich beträgt der Anteil an Erneuerbaren Energien aufgrund seiner natürlichen Ressourcen an Wasserkraft schon aktuell 76 % am Energiemix (Vgl. Abbildung 2). Die österreichische Bundesregierung sieht vor, bis 2030 diesen Anteil auf 100 % zu erhöhen.

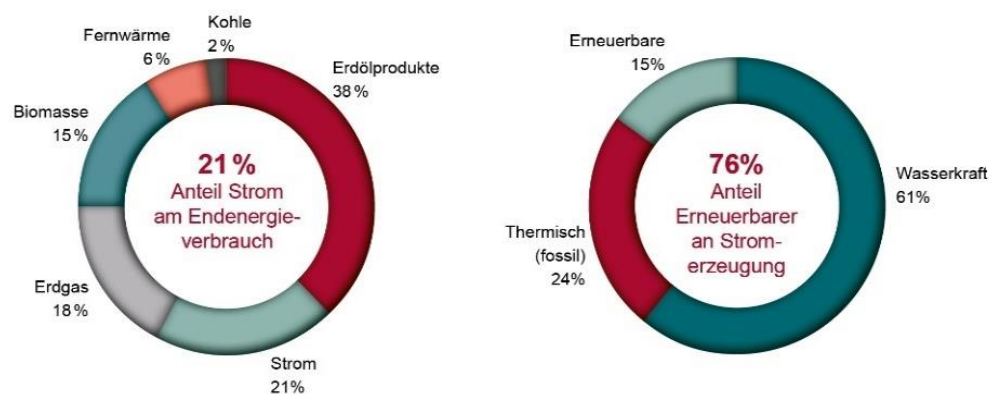


Abbildung 2: Energie- und Stromerzeugungsmix Österreich 2019 (Österreichs Energie 2020)

1.4 Ausbau Photovoltaik

Für eine 100 % Stromerzeugung aus Erneuerbaren Energien muss auch in Österreich der Anteil der Photovoltaik von ca. 1.7 TWh 2019 auf mindestens 29.9 TWh im Jahr 2050 Jah-reserzeugung gesteigert werden. Demnach müsste im Jahr 2050 Photovoltaik mit einer Gesamtleistung von 26.7 GWpeak (GWp) installiert sein. Schon durch die derzeitige instal-lierte Nennleistung von 1.7 GWp gemäss Standard Testbedingungen (STC) können dadurch Emissionen in Höhe von 739.000 t CO₂ pro Jahr eingespart werden (Vgl. Umwelt-technologien Roadshow 2018, S. 7f).

Die Photovoltaik wird in Ländern sehr unterschiedlich gefördert. In Österreich soll die instal-lierte PV Leistung bis 2030 um mehr als 600 MW pro Jahr von 250 MW im Jahr 2019 aus-gebaut werden. Abbildung 3 zeigt den PV Ausbau von 2010 bis 2019 und die kumulierte Leistung aller PV-Anlagen (Vgl. Österreichs Energie 2020). 2019 war weltweit eine PV-Peak Nennleistung von 634 GW installiert. Den grössten Anteil daran hat China mit 32 %, USA mit 12 % und Europa mit 24 % (davon Deutschland mit 8 % Anteil). Deutschland hat

mit 595 W/Einwohner hinter Australien mit 682 W/Einwohner die höchste Pro-Kopf PV-Erzeugungs-Leistung weltweit. Solarpower Europe geht davon aus, dass 2022 PV-Anlagen mit 1.2 TW Nennleistung verfügbar sind (Vgl. Schmela 2020, S. 15ff).

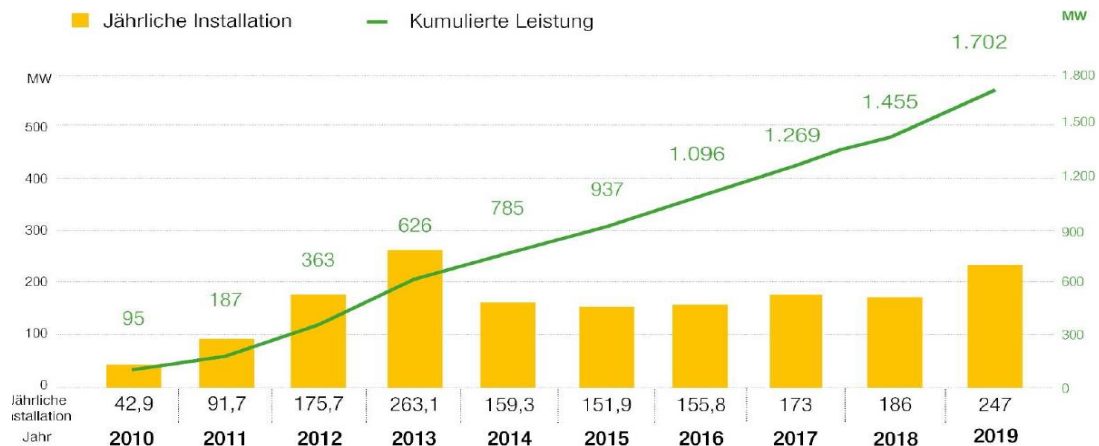


Abbildung 3: historischer PV Ausbau (Österreichs Energie 2020)

Das jährliche Zuwachsziel der Photovoltaik der deutschen Bundesregierung von 3 GWp wurde 2018 erreicht. Im Jahr 2019 betrug der Anteil der Photovoltaik-Stromerzeugung 9.5 % an der öffentlichen Nettostromerzeugung. Im laufenden Jahr 2020 beträgt der Anteil sogar 12.3 %. Der Gesamtanteil der erneuerbaren Energien an der Stromerzeugung war 2019 46.1 % und im laufenden Jahr 2020 bereits 55.1 %. Der Gesamtenergieverbrauch in Deutschland ist seit den 1990ern um mehr als 10 % von 450 TWh auf 524 TWh 2008 gestiegen. Seither verlangsamt er sich und betrug 2018 513 TWh. Im Jahr 2020 wird der Stromverbrauch bedingt durch den wirtschaftlichen Einbruch in Folge der Corona Pandemie auf nur 472 TWh prognostiziert (Vgl. die Zahlen im Absatz mit Energy-Charts.de 2020).

Durch den stetigen Ausbau der PV in Deutschland kann die Spitzenlast schon seit einigen Jahren vollständig über den erzeugten Strom aus PV abgedeckt werden (Vgl. Bergner 2014, S. 4). Im sogenannten Merit-Order Modell wird die Einsatzreihenfolge von Kraftwerken nach der Höhe ihrer Grenzkosten aufsteigend bis die Nachfrage gedeckt ist, festgelegt. PV- und Windkraft-Anlagen haben durch das kostenlose, schier unendlich scheinende Sonneneinstrahlungsdargebot und dem Wind sehr geringe Grenzkosten. Sie ergänzen sich im zeitlichen Verlauf ausreichend gut, sodass sie das Potenzial haben Grundlastkraftwerke, wie Kohle- und Kernkraftwerke, in Kürze zu verdrängen und dann auch die Residuallast abzudecken (Vgl. Wirth 2020, S. 11).

Um den gesamten Energiebedarf durch erneuerbare Energien (EE) zu decken, ist neben weiteren Massnahmen ein massiver Ausbau der Windenergie und Photovoltaik in einer Bandbreite von 120 – 650 GWp Nennleistung notwendig und erfordert in Deutschland einen jährlichen Zubau von 12 GWp (Vgl. Wirth 2019, S. 5f). Diese Vergrößerung der PV-Stromproduktion kann aufgrund des natürlichen Dargebots von Sonneneinstrahlung nur über dezentrale Anlagen erfolgen (Vgl. Weniger, Bergner, Tjaden, Quaschning 2016). Auf Grund der Rahmenbedingungen und Förderungen des EEGs eignen sich PV-Anlagen im privaten Bereich wegen ihrer Bauweise und ihrer Einspeiseenergiehöhe (mind. 10 % ihrer maximalen Leistung müssen für ihre Förderbarkeit eingespeist werden) besser als Windenergieanlagen (Vgl. EEG 2020).

1.5 Herausforderungen bei der dezentralen PV-Stromerzeugung

PV-Strom ist primär vom momentanen Sonnenschein abhängig und ist daher im Tagesverlauf stark schwankend. Aufgrund technischer Verluste durch Wechselrichter, Einstrahlung etc. ist eine Spitzenproduktion von über 70 % der installierten Nennleistung kaum realisierbar. Ebenso erbringt eine PV-Anlage in Deutschland und Österreich im Mittel nur ca. 900 Vollbenutzungsstunden von den gesamt möglichen 8760 Jahresstunden (Vgl. Wirth 2020, S. 44). Diese steigende volatile Energieerzeugung führte in der Vergangenheit zu grösseren Herausforderungen für die Energie-Netzbetreiber, wie hohe Belastung der Niederspannungs-Stromnetze bei gleichzeitiger Einspeisung vieler PV-Anlagen, wie die Einspeisemengien verrechnet werden sollen und ein Überangebot von Strom in der Mittagszeit. Dies führt sogar zu temporären negativen Spotmarktpreisen (Vgl. Appelrath, Lehnhoff, König 2012, S. 2), ähnlich den einmalig in der Geschichte negativen Ölpreisen im April 2020. Da Erzeugung und Verbrauch von Strom zu jedem Zeitpunkt ausgeglichen sein müssen, tritt durch das volatile Angebot der dezentralen Stromerzeugung das Problem auf, dass die Netze lokal instabil werden können. Im schlimmsten Fall muss die PV Einspeisung abgeregelt, d. h. verworfen (Verlust!) werden (Vgl. Weniger, Bergner, Tjaden 2015, S. 10).

1.6 Herausforderungen für PV-Anlagenbetreiber

Neben den Herausforderungen aus der starken Zunahme der volatilen dezentralen Energie-Erzeugung für die Energieversorger und Netzbetreiber gibt es auch Problemstellungen für die PV-Anlagenbetreiber. In vergangenen Jahren war das Aufstellen möglichst grosser PV-Anlagen durch gesicherte Einspeisevergütungen, die höher als die stark steigenden Strombezugstarife waren, über 20 Jahre und mehr, wirtschaftlich lukrativ. In Bayern und generell im südwestdeutschen Raum wurden deswegen viele PV-Anlagen auf Freiflächen wie Wiesen errichtet. Darüber hinaus ist auch die jährliche horizontale Globalstrahlungssumme in Richtung Süden zunehmend und beträgt in Bayern bis 1260 kWh/(m²a) (Vgl. Wirth 2020, S. 45). Allein in Bayern sind deshalb ca. 40 % aller PV-Anlagen mit einer Nennleistung unter 30 kWp deutschlandweit (2018) errichtet (Vgl. Aachen 2018, S.32).

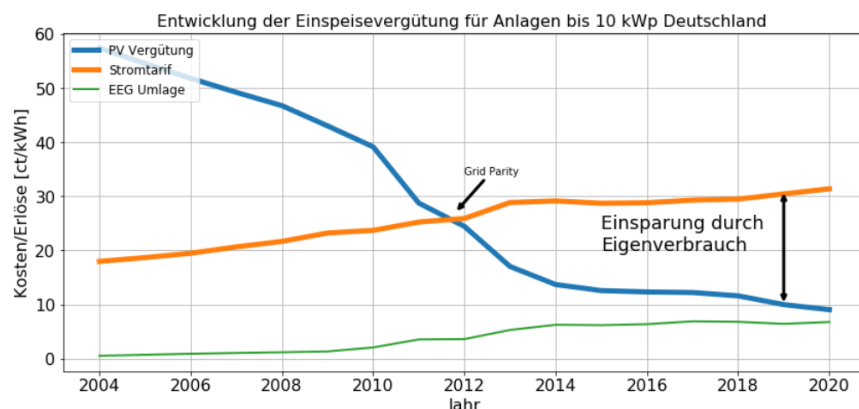


Abbildung 4: Energie-Erlöse-/Kostenentwicklung Deutschland (eigene Ausarbeitung)

Aufgrund der technologischen Entwicklung und sinkender Kosten von PV-Anlagen wurde die sogenannte Netzparität von PV-Strom in Deutschland schon im Jahr 2012 erreicht. Die Netzparität bezeichnet den Zeitpunkt, bei dem die Stromgestehungskosten erneuerbarer Energieträger gleich hoch ist wie der Strompreis konventioneller elektrischer Energie aus Sicht der Endverbraucher. Ab diesem Zeitpunkt ist es günstiger, den selbstproduzierten Strom zu verbrauchen als zu verkaufen und teureren Strom einzukaufen. Das EEG reagierte auf diese Marktsituation mit entsprechenden Novellierungen und Kürzungen bei der Vergütung und der Begrenzung der Einspeiseleistungen. Dies führte wiederum rasch dazu, dass sich die Rahmenbedingungen für die privaten PV-Anlagenbetreiber in den letzten Jahren stark geändert haben. Ein wirtschaftlicher Betrieb von neuen, möglichst grösseren als 10 kWp Anlagen, mit möglichst hoher Einspeisung rechnet sich im Jahr 2020 durch die verminderte garantierte Einspeisevergütung nicht mehr (Anlagen-Refinanzierungshorizont von 20 Jahren). Abbildung 4 zeigt den historischen Verlauf der Strombezugspreise und der Einspeisevergütungen in Deutschland. In Österreich und der Schweiz betragen die Strompreise nur ca. die Hälfte von Deutschlands Strompreisen (Vgl. Abbildung 5).

Somit wird ein höherer Eigenverbrauch des selbst erzeugten Stroms interessanter. In der Neufassung des EEGs 2012 wurde neben dem mindestens 10 % Anteil des Eigenverbrauchs eine maximale Einspeisung durch die Abriegelung ab 50 % der installierten Nennleistung für Anlagen kleiner 10 kWp definiert (Vgl. EEG 2020).

Haushaltsstrompreise im europäischen Vergleich

Angaben in Cent pro kWh

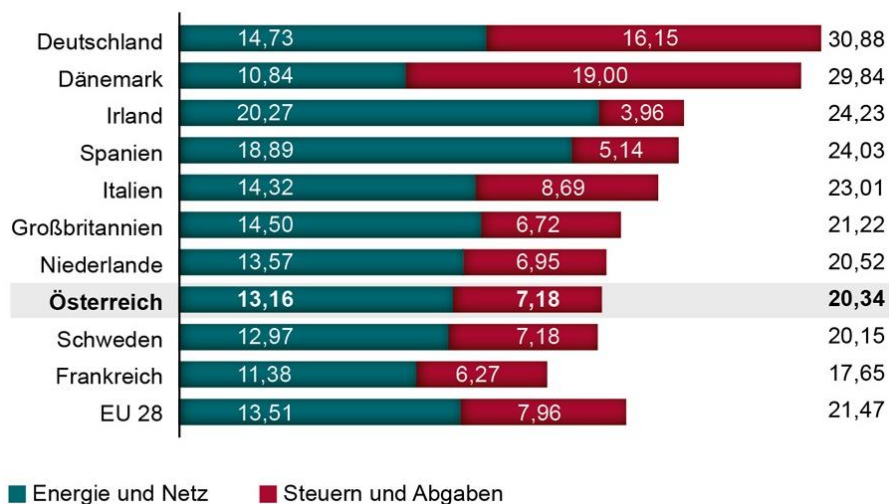


Abbildung 5: Haushaltsstrompreisvergleich EU 2019, (Österreichs Energie 2020)

2. Zielsetzung der Arbeit

Im einleitenden Kapitel wurde die Aktualität und Notwendigkeit erneuerbare Energien, wie die Photovoltaik zur Stromerzeugung wegen ihrer tieferen CO₂ Äquivalenz gegenüber fossilen Energieträgern auszubauen, aufgezeigt. Ausserdem ist auch die Substituierung der fossilen Energieträger, die unsere Mobilität ermöglichen durch erneuerbare Energien anzugehen z. B. in Form von E-Mobilität. Um die erneuerbaren Energien zu fördern, entstand die vorliegende Arbeit im Studiengang Energietechnik und Energiewirtschaft an der Fachhochschule Vorarlberg. Darüber hinaus wurde von einer Privatperson auch ein Masterarbeitsthemenvorschlag zur Energieoptimierung einer bestehenden privaten Photovoltaikanlage mit Ladung eines E-Autos mit diskreten Parametern und Eingangsprofilen eingereicht.

2.1 Hinführung zur Zielsetzung

Verschiedene Gründe führen dazu, selbst eine PV-Anlage zu betreiben. Neben dem Wunsch klimabewusst eigenen, krisensicheren Solar-Strom zu generieren und von den E-VUs (Energieversorgungsunternehmen) zunehmend unabhängiger zu werden, spielt aber auch die Wirtschaftlichkeit und Investitionshöhe bei den meisten Interessenten die wesentlichste Rolle für die Auswahl und Dimensionierung von PV-Anlagen. Physisch ist die Anlagengrösse über die eintreffende Globalstrahlung, die vorhandenen Aufstellflächen am Standort, der Dachausrichtung und Dachneigungen der Gebäude und dem Wirkungsgrad der PV-Module begrenzt. Für eine Rentabilitätsrechnung spielen möglicherweise die momentane Gesetzeslage wegen den Förderungen und Tarifen, sowie die Systempreise und die Anlagendimension eine Rolle. Das alles macht es nicht einfach eine verlässliche Rentabilitätsrechnung zu erstellen. Viele Parameter und Variablen müssen berücksichtigt werden, um sich ein Berechnungssystem auch schön zu rechnen, wenn Amortisationszeiten von 15, 20 oder noch mehr Jahre berücksichtigt werden sollen.

2.1.1 Autarkiegrad und Eigenverbrauchsanteil

Wichtige Bewertungsgrössen für eine PV-Anlage sind der Eigenverbrauchsanteil und der Autarkiegrad. Die Grösse des stationären sekundären Batteriespeichers, des Akkumulators hat unmittelbar Einfluss auf den Autarkiegrad (AG). Die Grösse der Photovoltaikanlage im Vergleich zum Jahreshaushaltsverbrauch ist für den Eigenverbrauchsanteil (EVA) wichtig.

Der **Eigenverbrauchsanteil** gibt an, wieviel Prozent des gesamten eigenproduzierten Stroms zeitgleich lokal verbraucht wird (siehe Abbildung 6) – oder anders: Es ist der Anteil des selbstgenutzten Stroms am gesamten selbstproduzierten Strom.

Der direkt verbrauchte PV-Strom ergibt sich anhand der momentanen PV-Anlagenleistung $p_{PV}(t)$ und der aktuellen Verbrauchsleistung im Haushalt $p_{Last}(t)$ laut Formel (1). Die Leistungsflüsse beziehen sich auf die mittlere Leistungswerte in einem Zeitschritt dt . Üblicherweise werden bei Energiebilanzsystemen meistens Zeitreihen mit 15-minütiger Auflösung verwendet. Bei Photovoltaikanlagen kann über den Wechselrichter die momentane mittlere Leistung für gewöhnlich in 15-minütiger Auflösung abgefragt werden.

$$p_{\text{Direktverbrauch},t} = \min(p_{PV,t}, p_{\text{Last},t}) \quad (1)$$

Der Eigenverbrauchsanteil EVA ist die direkt verbrauchte PV-Erzeugung $E_{\text{Direktverbrauch}} = \sum_t^N (p_{\text{Direktverbrauch},t} * dt)$ im Verhältnis zur Gesamterzeugung $E_{PV} = \sum_t^N (p_{PV,t} * dt)$ über den Betrachtungszeitraum. Der Eigenverbrauch E_{EV} ist gleichzusetzen mit dem Direktverbrauch $E_{\text{Direktverbrauch}}$, somit $E_{EV} = E_{\text{Direktverbrauch}}$.

$$EVA = \frac{E_{EV}}{E_{PV}} \quad (2)$$

Der Autarkiegrad AG (Deckungsgrad, Leistungsautarkiegrad) ist die zweite Kenngrösse der direkten Nutzung dezentral erzeugter Energie.

Der **Autarkiegrad** gibt an, wie viel Prozent des gesamt verbrauchten Stroms aus eigenproduziertem Strom abgedeckt werden kann (siehe Abbildung 6).

Oder anders ausgedrückt: Es ist der Anteil des selbst genutzten Stroms am gesamten Stromverbrauch.

Er bewertet dabei jenen Anteil des Gesamtenergiebedarfs $E_{\text{Last}} = \sum_t^N (p_{\text{Last},t} * dt)$, welcher durch die PV-Erzeugungsenergie über den Betrachtungszeitpunkt gedeckt wird. Er berechnet sich nach Formel (3):

$$AG = \frac{E_{EV}}{E_{\text{Last}}} \quad (3)$$

Ist auch ein Batteriespeicher installiert, so wird über einen Zeitbereich auch der aktuelle Batteriebezug mitbilanziert (wenn nicht in der Last berücksichtigt) und zum Eigenverbrauch pro Zeitschritt dt addiert (Formel (4)).

$$E_{EV} = \sum_t^N (p_{EV,t} + p_{\text{Batout},t}) * dt \quad (4)$$

Zusammen geben diese Kennzahlen Auskunft über das Verhältnis Anlagengrösse zum Verbrauch, welche zum Vergleich von Photovoltaik Anlagen oder für eine Normierung wichtig ist.

$$\frac{AG}{EVA} = \frac{\frac{E_{EV}}{E_{\text{Last}}}}{\frac{E_{EV}}{E_{PV}}} = \frac{E_{PV}}{E_{\text{Last}}} \quad (5)$$

Aufgrund dieser Gleichungen können kleine PV-Systeme einen hohen Eigenverbrauchsanteil dafür aber einen geringen Autarkiegrad aufweisen. Oft wurde bisher von Ländern wie Deutschland durch das EEG ein hoher Eigenverbrauchsanteil gefördert (Vgl. EEG 2020). Es ist erkennbar, dass für die optimale Ausnutzung der Sonneneinstrahlung zur CO₂ Reduktion das nicht besonders dienlich ist. Vielmehr gilt es ein Optimum zwischen möglichst hohem Eigenverbrauchsanteil und hohem Autarkiegrad zu finden, da dann tendenziell die Anlage wirtschaftlich und ökologisch richtig dimensioniert ist. Beide Kennzahlen korrelieren für einen wirtschaftlichen Betrieb in der praktischen Anwendung somit negativ gegeneinander. Abbildung 6 gibt die Definition der Kennzahlen grafisch wieder. Deshalb gilt es über eine gute Anlagendimensionierung ein Optimum für beide Kennzahlen zu suchen.

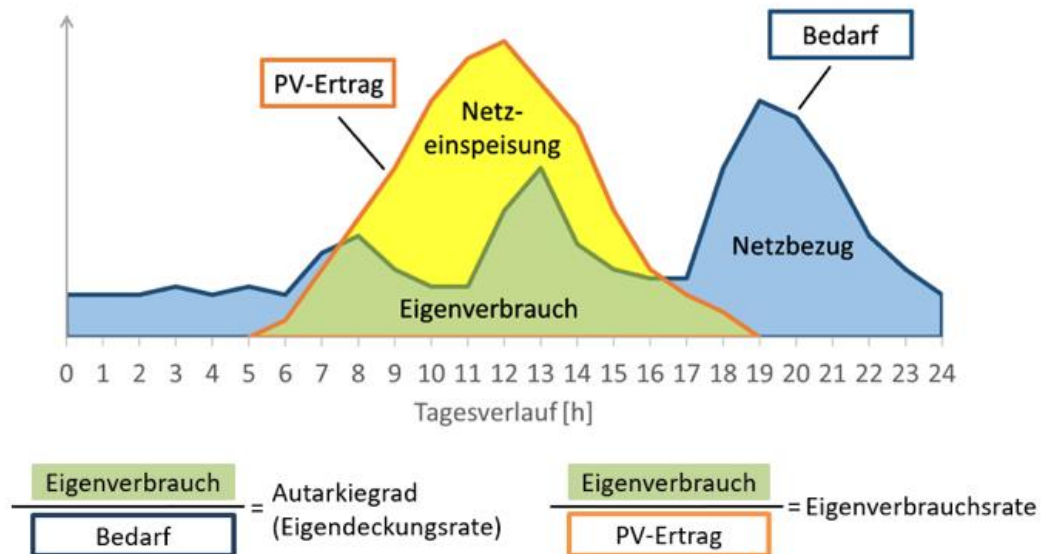


Abbildung 6: Erklärung von Autarkiegrad und Eigenverbrauchsanteil (Bittel 2018).

Oft gibt es bei Energieflussmodellierungen Abweichungen bei der Berechnung von Eigenverbrauchsanteil und Autarkiegrad wegen der korrekten Bestimmung des Direktverbrauchs. Bittel (2018) erforschte den Einfluss der Zeitschrittauflösung auf den Direktverbrauch und wies nach, dass zur Bestimmung des Eigenverbrauchsanteils und des Autarkiegrads eine Auflösung der Leistungsdaten für die Bilanzierung von maximal 1 Stunde ausreichend genau ist. In der Energietechnik werden üblicherweise meistens Zeitreihen mit einer höchstens 15-minütigen Auflösung für Berechnungen eingesetzt. Feinere Zeitreihen sind meist nicht verfügbar. Werden Batteriespeicher mit Kapazitäten grösser als der PV-Maximalenergieertrages mal mehreren Zeitschritten eingesetzt, spielt die Zeitschrittdauer keine Rolle mehr (Vgl. Bittel 2018).

2.1.2 Dimensionierung und Betrieb von PV-Anlagen

Durch die Flüchtigkeit des Stroms ergibt sich, dass ein elektrisches Netzwerk in seinen Summenknoten zu jedem Zeitpunkt stets ausgeglichen bilanziert sein muss. Ist in einem Leistungsfluss ein stärkerer Abfluss, so muss dies durch stärkeren Zufluss ausgeglichen werden. Das ist die erste Kirchhoffsche Knotenregel der Strombilanz. Von den zuvor genannten Kennzahlen geht genau dies hervor, dass die aktuelle PV-Erzeugung möglichst gut mit der aktuell auftretenden Last zeitlich zusammenfallen soll. Anderenfalls muss durch entsprechende Betriebsstrategien der Eigenverbrauch erhöht und der Energiebezug vom Netz möglichst minimiert werden. PV-Anlagen können demnach mit unterschiedlichen Zielsetzungen betrieben werden (Vgl. Weniger & Quaschnig 2013). Mittels Steuerungen bzw. Regelungen für Lastmanagement kann auch der Anlagenbetreiber diese Zielsetzungen bestmöglich umsetzen. Für den privaten Bereich stellen nur stationäre sekundäre Batterien (Akkumulatoren), eine sinnvolle Lösung für die Speicherung von Energie auf Zeit dar. Die für diese zeitliche Vorhaltung des Stroms nötigen Speicher können aus wirtschaftlichen Gründen (Rentabilität) oder physischen Restriktionen, wie benötigter Platzbedarf nicht beliebig gross werden. Diese elektrochemischen Speicher haben derzeit noch den Nachteil,

dass sie in ihrer Anschaffung teuer sind und damit die Rentabilität der Gesamtanlage wesentlich beeinflussen. Deshalb ist ihre Grösse auf die PV-Modulleistung abzustimmen. Durch die massive Zunahme der Elektromobilität, die vor allem auf Lithium-Ionen Batterien setzen, reduzieren sich durch Skaleneffekte die Batterie-Preise stark (Vgl. Franz, Fuhs 2016 S. 26-28). Die Preise von mittelgrossen 10 kWh Li-Ionen Batteriespeicher sind beispielsweise von 2013 bis heute 2020 um mehr als 70 % gefallen und betragen derzeit ca. 800 EUR/kWh fertig installiert (inkl. MwSt.) (Vgl. Märtel C 2020). Der Preisverfall beträgt somit ca. 18 % pro Jahr. Deshalb wird Li-Ionen Batterien das Potenzial zugeschrieben, dass sie zukünftig der wesentliche Treiber in der Energiewende sein werden (Vgl. Mileva u.a. 2016). Somit gilt es zu untersuchen, ob anstehende Lasten zeitlich so gesteuert werden können, dass sie durch möglichst viel eigenproduzierten Strom, der über Batterien zwischengespeichert wird, gedeckt werden können (Energy-shifting, zeitlich versetzter Energieverbrauch). Durch Lastmanagement (Demand Side Management) wird eine angebotsorientierte, zeitliche Verschiebung des Energiebedarfs ermöglicht (Vgl. Wirth 2020, S. 64). Darüber hinaus gibt es aber auch die Anwendungsfälle für Peak-Shaving, bei der Netzspitzen vermindert werden und einer Frequenzregelung für grössere Netze (Vgl. Jülich et al. 2016, S.35).

Bei den für die zeitliche Lastverschiebungsstrategie in Frage kommenden Lasten gilt es zu unterscheiden, wie zeitlich flexibel sie sind und ob ihre Leistungsaufnahme anpassbar ist. Im Privat-Haushalt zählen zu den grösseren flexiblen Lasten vor allem Warmwasserbereitung, Heizung und Kühlung. Verbraucher, wie Fernseher, Kochherd etc., eignen sich eher nicht für die Lastverschiebung. Die netzrelevanten Lasten der aufkommenden Elektromobilität parallel mit den sich rasch entwickelnden Internet-of-Things Kommunikationstechnologien eignen sich wiederum sehr gut (Vgl. Kaschuh 2017, S. 48). Der Energieverbrauch eines E-Autos mit einer beispielweisen Fahrleistung von 15000 km pro Jahr bei 15 kWh/100 km elektrischem Energieverbrauch entspricht in etwa der halben Jahreslast eines typischen Einfamilienhaushaltes von 4500 - 5000 kWh. E-Autos sind zusehends mit recht grossen Batterien (80 kWh und mehr beim Tesla Model 3) bestückt, die derzeit vor allem als Last (Verbraucher), in naher Zukunft aber vielleicht auch als mobiler Speicher für die Rückspeisung von Strom ins Haushaltsnetz als Vehicle to Grid V2G dienen können. Zu herkömmlichen stationären Speicher-Batterien unterscheiden sie sich aber derzeit in ihrer Betriebsart und Betriebsweise noch stark, da sie mit minimal und maximalen Strömen beladen werden wollen und weil das Auto genutzt wird, es nicht immer zum gewünschten Zeitpunkt zur Ladung/Abnahme zur Verfügung steht. Im Winter beispielsweise müssen auch Bedingungen wie Mindesttemperatur der Batterie beachtet werden. Dennoch sind die Batterien der Elektromobilität für das Demand-Response von grosser Bedeutung, da die Zuwachsraten in den letzten Jahren hoch sind. Die Lasten werden somit systemrelevant. Dies auch dadurch, da E-Autos ähnlich wie Verbrennerfahrzeuge genutzt werden und lange Standzeiten im Vergleich zu ihren Nutzungszeiten haben. Somit ist ihr Nutzungsverhalten in gewissem Rahmen gut planbar bzw. durch neue Vernetzungsmöglichkeiten Prognosen über ihre Nutzung akkurat scheinen. Für ein effektives Lastmanagement sind der PV-Wechselrichter und die Verbraucher, wie Wärmepumpe, Warmwasserboiler, eventuell E-Heizung und E-Auto digital an ein Steuergerät anzubinden. Potenzielle PV-Anlagenbetreiber stellen sich Fragen über ihre PV-Anlage in Bezug auf Netzbezugskostenminimierung oder der Erhöhung des Eigenverbrauchsanteil und des Autarkiegrads. Gleiches gilt auch für Besitzer vorhandener

Anlagen. Es bestehen einige Lösungen für die Dimensionierung von PV-Batteriespeicheranlagen, wie der online von der HTW Berlin angebotene Unabhängigkeitsrechner (PV Now Easy 2020), (Quaschnig 2020), (Verbraucherzentrale Nordrhein-Westfalen 2020).

Ein weiterer Flexibilisierungsparameter sind Tarifmodelle, die tageszeitlich unterschiedlich hohen Strombezugspreise (Hoch-/ und Niedertarife) und ebenso die nun stärker aufkommende Direktvermarktung zu Spotmarktpreisen. Aus Sicht der PV-Anlagenbetreiber ist vor allem ein Tarifmodell (Nachttarif) interessant. Um den Eigenverbrauch von erzeugtem Strom aus Photovoltaikanlagen zu steigern, eignet sich das weniger. Kann keine Last abgeworfen, verschoben oder elektrische Energie in Batterien zwischengespeichert werden, kann auch kein aktives Lastmanagement betrieben werden (Vgl. Magor 2017, S.31).

2.2 Forschungsfrage

Ausgehend von der Problemstellung, dass der wirtschaftliche Betrieb von Photovoltaik-Anlagen unter den aktuell gegebenen marktwirtschaftlichen Bedingungen in Deutschland/Österreich von höheren Strombezugspreisen und niedrigeren Stromeinspeisevergütungen aktuell und absehbar nur durch Optimierung des Eigenverbrauchs und der Optimierung des Autarkiegrades durch Minimierung des Netzbezugs und weniger über Rückspeiseerlöse der generierten PV-Energie möglich ist, führt dies zu folgender Fragestellung:

Wie kann der Energieverbrauch von Prosumer-Haushalten mit E-Speicher, E-Auto, historischer Erzeugungs-/ Lastgangsdaten und Mobilitätsprofilen hinsichtlich der variablen Kosten und des Eigenverbrauchsanteils optimiert werden?

2.3 Detail-Fragestellungen

Für die Beantwortung der Forschungsfrage werden weitere Unterfragestellungen formuliert.

Wie können die variablen Stromkosten (Strombezugspreise minus Einspeisevergütungen, ohne Berücksichtigung der PV- und Batterie Speicherinvestitionskosten und Abschreibung durch Benutzung und Degradation) minimiert werden?

Wie wird der Eigenverbrauchsanteil und der Autarkiegrad bei gegebenem Haushalts-Lastprofils durch ein gegebenes Mobilitätsprofil eines E-Autos beeinflusst?

Inwieweit wird der Eigenverbrauchsanteil und der Autarkiegrad durch die Optimierung der Ladung (flexible Verbraucherlaststeuerung) eines E-Autos positiv beeinflusst?

2.4 Zielsetzung

Das Ziel dieser Arbeit soll sein, dass durch ein zu entwickelndes mathematisches Optimierungsmodell der Eigenverbrauchsanteil und der Autarkiegrad bei gegebenen Input-Settings eines Prosumer-Haushaltes (Professioneller Energie-Konsument der auch Energie in das E-Netz einspeist) wie PV-Erzeugungs- und Lastprofile des Haushalts und eines E-Autos

über einzelne Tagesoptimierungen eines vollen Jahres berechnet und somit die Forschungsfrage beantwortet werden kann.

Dadurch soll auch das obengenannte konkrete Informationsbedürfnis des eingebrachten Themenvorschlages zufriedenstellend beantwortet werden. Das Modell soll energetisch vereinfacht mit 15-minütiger zeitlicher Auflösung dimensioniert werden und keine Parameter wie Invest- und Abschreibungskosten, Degradation der Batterie und der PV-Anlage beinhalten. Durch diskrete, exogen vorgegebene historische Erzeugung- und Lastgangsdaten und Parameter sollen verschiedene Szenarien, wie das Laden einer zusätzlichen Last durch eine E-Auto-Batterie, simuliert und hinsichtlich der Kosten, Eigenverbrauchsanteil und der Autarkiegrad bewertet werden. Optimierungen sollen hinsichtlich der Kosten und dem Eigenverbrauchsanteil erfolgen. Beide Kennzahlen sollen nur durch zeitliche und wertmässige Steuerung der Energieflüsse untersucht werden und nicht über Energieeffizienzsteigerungsmassnahmen. Weiter sollen nur rein elektrochemische Sekundär-Speicher berücksichtigt werden. Zusätzlich zu der Haushaltslast soll nur der weitere Verbrauch für das Laden der E-Auto Batterie berücksichtigt werden. Der Fokus liegt nicht in einer wirtschaftlichen Amortisationsrechnung. Dazu gibt es schon viele andere Studien und Untersuchungen (Vgl. Bergner 2014) (Vgl. Quaschnig 2012). Der wesentliche Vorteil des Modells soll sein, dass unter Verwendung von diskreten Messreihen ein Anwender neben den optimierten Lösungen auch ein Verständnis über die Entwicklung der Kosten, des Eigenverbrauchsanteils und des Autarkiegrads bei Veränderung der Anlagengrössen grafisch aufbereitet bekommt.

2.5 Aufbau und Methodik

Durch die Auswahl einer geeigneten Methodik soll sichergestellt werden, dass das Thema wissenschaftlich korrekt aufgearbeitet wird.

Die Bearbeitung der Forschungsfrage beginnt mit der Einarbeitung in das Thema und des aktuellen Forschungsstands über eine **qualitative Literaturrecherche**. Aus dieser Recherche kann die Forschungslücke benannt und die Forschungsfrage präzisiert werden.

Ausgehend von der Forschungsfrage wird ein **Optimierungsmodell konzeptionell** entworfen und **mathematisch** beschrieben. Danach erfolgt die **programmtechnische** Umsetzung in der Programmiersprache Python (Python.org 2020) und dem Solver **Gurobi** (Gurobi.com 2020). Parallel werden die Parameter bzw. Settings für die Simulation, wie Erzeugungsprofile und Lastprofile, durch **Recherche bzw. empirische Evaluierung** erhoben, beschrieben und für den Forschungszweck **aufbereitet**. Das Lastprofil des E-Autos wird **synthetisch** aufgrund von praktischen Überlegungen und realer Mobilitätsdaten (Österreich unterwegs) und weiterer Quellen erzeugt. Mit dem Optimierungsmodell werden für **verschiedene Szenarien** Energieflüsse **optimiert**. Die Zielfunktionen sind die **minimalen Kosten der Energie** und die **Maximierung des Eigenverbrauchsanteils**. Aus diesen optimierten Energieflüssen können dann der Autarkiegrad **berechnet** werden. Mit diesen Simulationsergebnissen kann durch **Konklusion** die Forschungsfrage beantwortet werden.

3.2 Photovoltaikanlage

Markstaller (Vgl. 2018, S. 10) schreibt: «eine Photovoltaikanlage besteht im Wesentlichen aus den meist $1.6 \text{ m} \times 1 \text{ m}$ grossen Solarzellenmodulen, einem Wechselrichter (DC/DC oder DC/AC), den Leistungsoptimierern und der Verkabelung». Die Solarzellen ermöglichen die Umwandlung der solaren Strahlung durch den photovoltaischen Effekt in elektrischen Strom. Die Solarstrahlung, die ohne Erdatmosphäre senkrecht auf der Erdoberfläche aufreffen würde, beträgt 1367 W/m^2 und heisst Solarkonstante. Die Global-Strahlung bezeichnet jenen Energieanteil der Sonnenstrahlung, die auf der waagrechten Erdoberfläche innerhalb eines Tages auftrifft und kann im Sommer bis zu $8 \text{ kWh}/(\text{m}^2 \text{ Tag})$ betragen. Sie setzt sich aus der Direkt- und der Diffusstrahlung zusammen. Zur Berechnung der eintreffenden Strahlung auf eine geneigte Fläche wird meist das Strahlungstransformationsmodell verwendet. Dabei wird die gerichtete Direktstrahlung der Sonne, die Diffusstrahlung, die aus allen Richtungen eintrifft und die Albedostrahlung, die von der Umgebung reflektierte Strahlung unterschieden (Vgl. Markstaller 2018, S. 10f).

Gerade bei bewölkten Tagen überwiegen die Diffusstrahlung und die Albedostrahlung. Bei stärker geneigten Flächen nimmt der Ertrag durch die Albedostrahlung zu, der der Diffus- und Direktstrahlung ab. Die Direktstrahlung ist bei senkrechter Ausrichtung zur Sonnenstrahlung am grössten. Deshalb weisen Solarmodule in unseren Breiten einen Neigungswinkel zwischen 30 und 35° auf. Am Äquator können Solarmodule waagrecht montiert werden. Sie haben dann den Nachteil der schnelleren Verschmutzung. Die Ausrichtung nach Süden ist um die Mittagszeit ideal, dennoch generieren geteilte Ost/West Ausrichtungen einen ähnlich hohen Gesamt-Energieertrag (siehe auch Abbildung 16: *Einfluss von Ausrichtung und Neigung auf PV-Tagesverlauf (eigene Ausarbeitung)*). Ihre maximalen Werte sind zwar tagsüber geringer, dafür erzeugen sie über einen längeren Tageszeitraum hinweg Energie. Das ist für einen höheren Direkt-Verbrauch und somit für den EVA und den Autarkiegrad wichtig. Der Wirkungsgrad von Solarzellen ist temperaturabhängig und deshalb ist der Ertrag im Sommer geringer als ihre Nennleistung und im Frühling und Herbst bei tieferen Temperaturen können dennoch gute Energie-Erträge generiert werden.

Die Nennleistung eines PV-Moduls wird bei STC (Standard Test Conditions) ermittelt und mit $P_{\text{Stc}} \text{ kW}_{\text{peak}}$ angegeben. Daraus wird der Wirkungsgrad eines Moduls bestimmt. Um Anlagen unabhängig von ihrer Grösse miteinander vergleichen zu können, wird ihr Spezifischer Ertrag, der das Verhältnis aus der real gemessenen Jahresenergieerzeugung und ihrer Nennleistung P_{Stc} ist, angegeben (Vgl. Markstaller 2018, S. 8f).

Solarzellenbauarten unterscheiden sich in ihrem Wirkungsgrad und ihrer Reinheit und somit auch in ihren Kosten. Monokristalline Solarzellen sind die teuersten und haben wegen ihrer hohen Reinheit einen deutlich höheren Wirkungsgrad von über 20% . Durch ihre hohe Ausbeutung eignen sie sich daher für beengte Platzverhältnisse. Neben den Kosten ist ein weiterer Nachteil, dass sie nur bei Direkt-Strahlung effizient arbeiten. Die Polykristallinen Solarzellen sind um einiges günstiger, haben aber geringere Wirkungsgrade. Sie sind dennoch heute der am meisten verwendete Solarzellentyp. Die Dünnschichtzellen haben den geringsten Wirkungsgrad zwischen 5 und 10% aller Bauweisen. Sie haben dennoch den Vorteil, dass sie durch den geringeren Materialverbrauch auch die günstigsten sind und darüber hinaus bei diffusem Licht auch gut funktionieren (Vgl. Markstaller 2018, S. 35f).

Privat-Haushalte, die PV-Strom ins Netz rückspeisen, werden als Prosumer-Haushalt bezeichnet. PV-Anlagen können komplett autark, als sogenannte Inselanlagen, z. B. auf Almhütten oder als netzgekoppelte Anlagen betrieben werden. Bei Inselanlagen mit einem Laderegler, die einen Autarkiegrad von 100 % erreichen müssen, sind deshalb grosse Batteriespeicher notwendig oder es wird eine alternative Stromerzeugung, wie ein Dieselmotor, zur Notstromversorgung verwendet (Vgl. Markstaller 2018, S. 80f).

Die Systemverkaufspreise für PV-Anlagen sind vor allem von ihrer Gesamtgrösse abhängig, da die Kosten für Wechselrichter etc. wenig von der Modulgrösse abhängen. Beispielsweise sind die Kosten pro kWp bei 10 kWp Anlagen um 60 % geringer als die von 1 kWp Anlagen. In Abbildung 8 ist die Preisentwicklung in Österreich für schlüsselfertig montierte PV-Anlagen mit 5 kWp ersichtlich. Der Kostenrückgang vom Jahr 2013 zum Jahr 2019 von mehr als 23 % ist ablesbar (Vgl. Paula 2020, S.113). Im Jahr 2020 kostet eine 5 kWpeak Anlage mit ca. 40 m² Dachfläche fertig installiert im Mittel 7600 EUR (Vgl. Märtel C 2020).

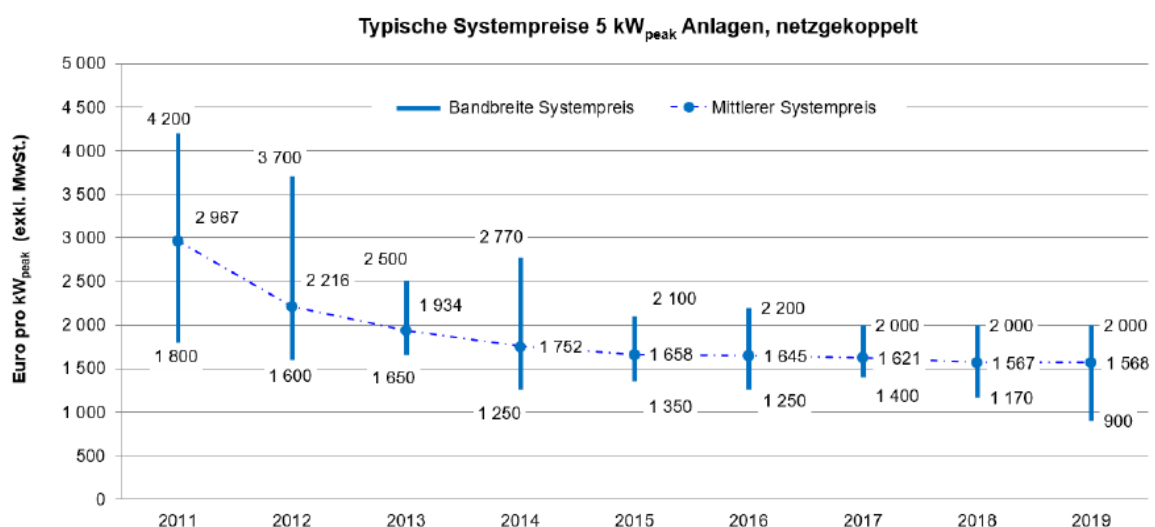


Abbildung 8: Systempreise für 5 kWp netzgekoppelte Anlagen (2011 - 2019) MW/Bandbreite, fertig installiert, Werte exkl. MwSt.; Anzahl der Nennungen: 2011:n=26, 2012:n=27, 2013:n=28, 2014:n=31, 2015:n=28, 2016:n=20, 2017:n=23, 2018:n=20, 2019:n=24: Technikum Wien, (Paula 2020, S. 113)

3.3 Batteriespeicher

Für Neuanlagen ist die garantierte Rückspeisevergütung für überschüssig produzierten PV-Strom in den letzten Jahren immer weiter gefallen. Der Bezug von Strom verteuert sich aber paradoxerweise gerade wegen den Förderungen von erneuerbaren Energien und ist seit 2012 über den Gestehungskosten des PV-Stroms gestiegen. Deshalb ist es sinnvoller den zu viel produzierten Strom mit Batterien so lange zu speichern, bis er wieder benötigt wird. Für viele private PV-Anlagenbetreiber ist neben dem maximalen Einspeiseertrag ebenso wichtig, dass sie einen hohen Autarkiegrad bzw. Eigenverbrauchsanteil bzw. minimale Strombezugskosten erreichen. Elektrochemische Batteriespeicher können über Gleich- oder Wechselstromrichter an das lokale elektrische Haushaltsnetz angeschlossen werden. Gleichstromgekoppelte Speicher haben weniger Verluste, da der PV-Strom direkt gespeichert werden kann und nur ein zusätzlicher Wechselrichter notwendig ist. In dieser Arbeit werden alle Quellen und Verbraucher wechsellspannungsmässig bilanziert und nur die

Wechselstromrichterverluste der PV-Anlage und der Batterie werden mitberücksichtigt (Vgl. Markstaller 2018, S. 80f).

Diverse Studien über Rentabilitätsrechnungen stellten fest, dass sich Batteriespeicher ab Investitionskosten unterhalb der Bandbreite von 500 EUR/kWh bis 1000 EUR/kWh wirtschaftlich in einem Privat-Haushalt rentieren (Abbildung 9) (Jülich et al. 2016), (Weniger J., Bergner, Tjaden, & Quaschnig 2015), (Roth 2018, S. 22). Bei einer Rentabilitätsrechnung von Speichern müssen die Kosten pro gespeicherter kWh Strom einfließen. Diese Speicherbenutzungskosten werden über den Anschaffungspreis geteilt durch die nutzbare Kapazität mal der Vollladezyklenanzahl mal dem Wirkungsgrad bestimmt. Diese können in einem Optimierungsmodell für das Ein- und Ausspeichern berücksichtigt werden. Nur wenn die Kosten günstiger als der Strombezugspreis ist, rentiert sich ein Speicher (Jülich et al. 2016).

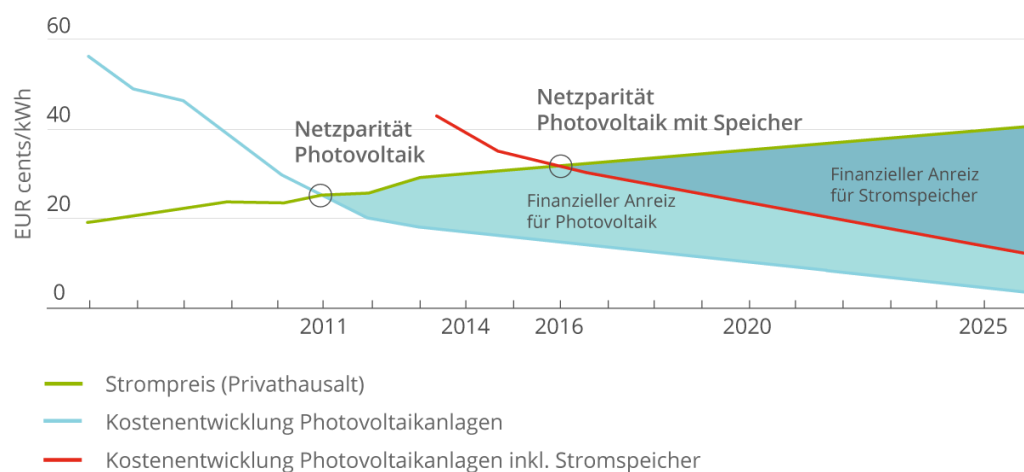


Abbildung 9: Entwicklung der PV-Speichersystemkosten (Wegatech 2020)

Die Einteilung der Energiespeicher erfolgt über ihre gespeicherte Energieform. Für den stationären Einsatz im privaten Bereich kommen vor allem die wiederaufladbaren elektrochemischen Energiespeicher wie Blei-Säure, nickelbasierte, Lithium-Ionen und Redox-Flow Batterien in Frage. Beim Lithium-Ionen (LI) Akku wandern beim Aufladen die Lithium-Ionen von der positiven zur negativen Elektrode. Durch die Verwendung verschiedener Elektrodenmaterialien wie Mangan, Nickel oder Cobalt haben LI-Akkus unterschiedliche Spannungen. Am Verbreitetsten sind die Lithium Cobalt Dioxid Akkumulatoren. Cobalt ist aber ein sehr seltener und somit teurer Rohstoff, der vor allem im Kongo sehr energieintensiv unter fragwürdigen Bedingungen abgebaut wird (Vgl. Jülich et al. 2016). Es sind Alternativen wie Lithium-Schwefel in Entwicklung, die Reichweiten von über 1000 km ermöglichen sollen (Vgl. Handelszeitung 2020). Das entscheidende an LI-Akkus ist, dass sie wasserfest sein müssen, da das Elektrolyt Lithium heftig mit Wasser reagiert. Das Löschen von Akku Bränden ist schwierig. Sie haben sehr kleine Memory-Effekte, eine geringe Selbstentladung von < 5 %/Monat (Vgl. RWTH Aachen Speichermonitoring 2018, S. 32). Allerdings sind sie empfindlich auf Über- und Tiefenentladung. Ein Batteriemanagementsystem (BMS) als Schutzschaltung verhindert diese Ladestände und deshalb wird bei Batterien ihre reine Nutzkapazität (Netto-Kapa) angegeben. Lithium-Ionen Akkus eignen sich wegen ihrer hohen Energiedichte (100 - 200 Wh/kg), Wirkungsgrade von bis zu 90 - 95 % und ihrer grossen Vollladezyklenanzahl von über 10000, einer kalendarischen Lebensdauer von mehr als 20 Jahren und Entladungstiefen von über 80 %, derzeit besonders für die Anwendung in E-Autos

und als stationäre Batteriespeicher (Vgl. Kaschub 2017, S.26f). Die Nutzkapazität kann durch Parallelschaltung von mehreren Zellen skaliert werden. Oft ist der C-Faktor (C-Rate oder C-Koeffizient) einer Speicherbatterie angegeben, um Batterien untereinander besser vergleichen zu können. Die C-Rate gibt das Verhältnis aus maximal stündlichen Lade- oder Entladestrom zur Nennkapazität C_n [Ah] an. Ein C-Faktor von 1 bedeutet daher, dass die Batterie innerhalb einer Stunde komplett geladen werden kann. Lithium-Ionen Akkus können C-Raten von über 120 erreichen. Für den Betrieb einer Batterie ist ihr jeweiliger aktueller Speicherstandwert wichtig. Der sogenannte State of Charge (SOC) gibt den derzeitigen Ladestand im Verhältnis zur maximalen Nutzkapazität in Prozent an. Beim schon länger angekündigten Battery-Day von Tesla könnte im Jahr 2020 ein neuer Durchbruch bei Batterien für E-Autos z. B. mit Lithium-Eisenphosphat-Batterien erfolgen (Vgl. Jendrischik 2020). Ein Energiespeicher mit 6 kWh Nutzkapazität kostet 2020 um die 7740 EUR (Vgl. Märkel, C. 2020).

3.4 Elektroauto (E-Auto)

Der Begriff Elektromobilität bezeichnet oft Programme und Initiativen, um Elektrokraftfahrzeuge zu fördern. Im öffentlichen Verkehr, gerade in Städten mit Bahn und Bus, sind elektrische Antriebe seit langem weitverbreitet. Bei Personenkraftfahrzeugen wurden Elektroantriebe mit Beginn des 19. Jahrhunderts durch die fossilen Kraftstoffe wie Benzin und Diesel durch ihre einfachere Handhabung verdrängt. Es scheint der Zeitpunkt reif, dass E-Autos durch ihre ökologischen Vorteile der faktischen Emissionsfreiheit und des hohen Wirkungsgrades, nun der Durchbruch auch im Individual-, Personen- und Güterbeförderungsverkehr auf der Strasse gelingt. Neben ihrer Emissionsfreiheit im Betrieb werden bei Life-Cycle Analysen auch die Emissionen bei der Herstellung und Entsorgung für das E-Auto mitberücksichtigt. Wie eine Studie der European Environment Agency aus 2019 zeigt, schneiden E-Autos schon seit 2015 beim Energieverbrauch und beim Treibhausgasausstoß bei Verwendung des aktuellen durchschnittlichen europäischen Strommix um 44 - 56 % besser ab als entsprechende Verbrenner (Vgl. EEA 2019).

Bei der **Well-To-Wheel**, frei übersetzt «vom Bohrloch bis zum Rad», Betrachtung schneiden Elektroautos gegenüber Brennstoffzellen- und Verbrennerautos mit 73 % Gesamtwirkungsgrad am besten ab. Der Wirkungsgrad von Batterie und Elektromotor liegt bei über 80 %, da auch der Transport erneuerbarer elektrischer Energie bis zum Tank verlustarm ist. In Abbildung 10 sind die Verluste verschiedener Antriebsenergien für Kraftfahrzeuge aufgeführt (Vgl. Ambel, C.C. 2018). Anderen Elektrofahrzeugarten wie E-Scooter und E-Bikes ist der Durchbruch schon vor einiger Zeit gelungen. Im Rahmen dieser Arbeit werden jene E-Autos berücksichtigt, die sich mit dem lokalen elektrischen Haushaltsnetz koppeln lassen. Bei ihnen wird der rein elektrische Antriebsstrang über eine integrierte LI-Batterie gespeist, die wiederum über einen Ladestecker extern aufgeladen wird. Namhafte Vertreter sind die Modelle S und 3 von Tesla und natürlich viele weitere. Sogenannte Hybrid (Parallel, Parallel-/Seriell) Plugin und Brennstoffzellen Fahrzeuge werden im Simulationsmodell nicht berücksichtigt.

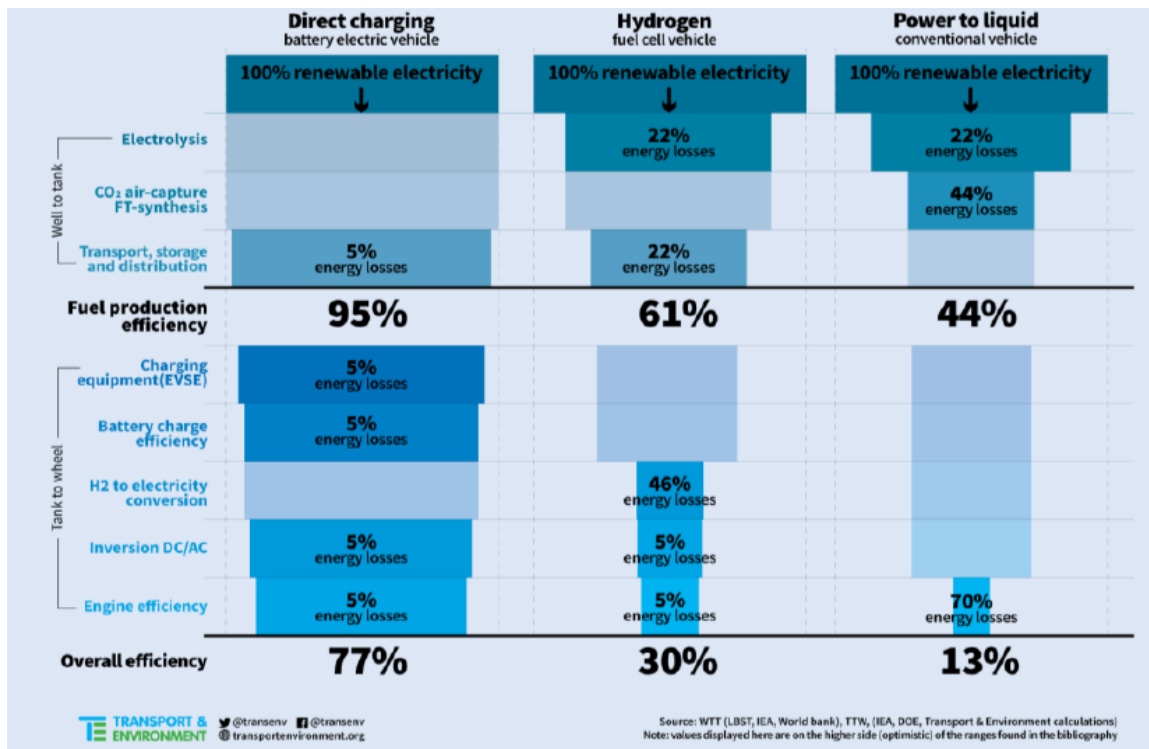


Abbildung 10: Energieeffizienz von Antriebsenergien (Ambel, C.C. 2018, S. 20)

In Abbildung 11 ist der jährliche Verlauf des weltweiten Elektrofahrzeugbestands ersichtlich. Er erreichte Ende 2019 die Anzahl von 7.89 Mio. Fahrzeugen. Gegenüber dem Bestand von 1.40 Mio. im Jahr 2015 ist das fast eine Versechsfachung (Vgl. ZSW 2020). China führt die Zahlen an, auch wenn dort, wie in den USA die Neuzulassungszahlen 2019 gesunken sind. In Deutschland und Österreich und der Schweiz ist 2020 ein Neuzulassungsplus von über 50 % gegenüber 2018 zu verzeichnen. Dennoch beträgt ihr Anteil nur 0.5 % am Gesamt-PKW-Bestand in den jeweiligen Ländern. In Norwegen sind inzwischen 57 % aller Neuzulassungen E-Autos. 2019 betrug ihr Anteil 6 % am Gesamtbestand (Vgl. ZSW 2020).

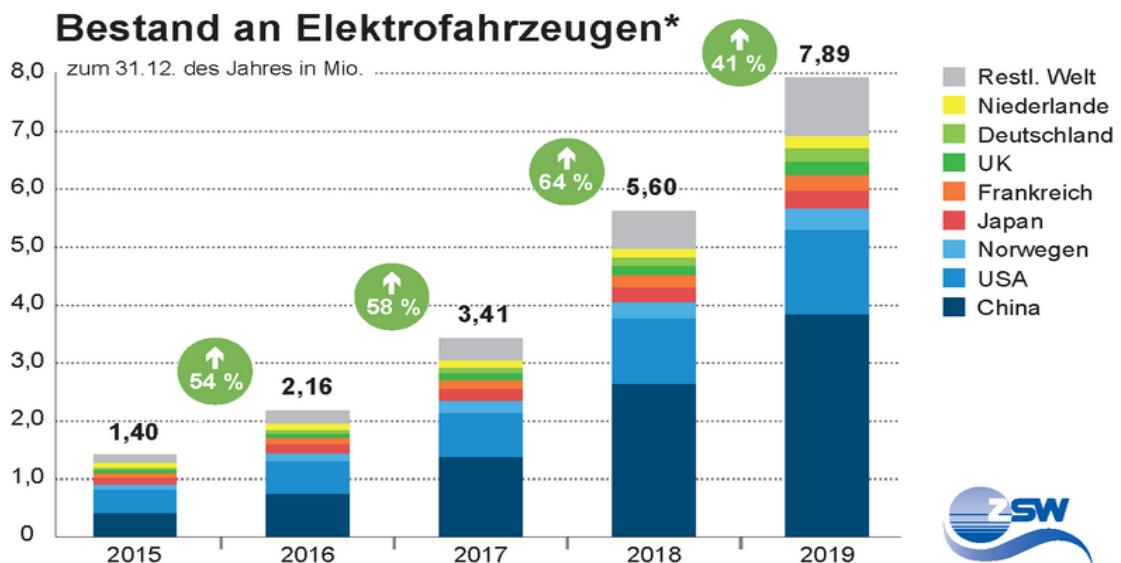


Abbildung 11: Entwicklung des weltweiten E-Autobestandes (ZSW 2020)

Den faktischen Vorteilen für die Verwendung von E-Autos stehen aber psychologische Bedenken der Autofahrer, wie der geringen Reichweite, die Unsicherheiten beim Ladehandling zusammen mit der als schwierig empfundenen Ladeinfrastruktur gegenüber. Tatsächlich beträgt 2017 eine durchschnittliche Weglänge 12 km, die gefahrene Gesamttagesstrecke 39 km bei einer Gesamtfahrzeit von 1.33 Stunden pro Person und Tag in Deutschland. Dimensionen die jedes aktuelle E-Auto locker bewältigt. Vielmehr reichen die Batteriekapazitäten aktueller Elektroautos für mehr als 87 % aller Fahrdistanzen laut der Studie Mobilität in Deutschland (2018) aus. Das auch dank der Rekuperation, also der Energierückgewinnung beim Bremsen (Vgl. Dönges 2020). Elektroautos haben aktuell Reichweiten von über 400 km. Diese Reichweiten werden nach genormten Testzyklen wie NEFZ und WLTP bestimmt. Diese können durch individuelles Fahrverhalten beträchtlich davon abweichen. Im Schnitt sind 34 % aller Wege berufsbedingt, d. h. vor Abfahrt oder nach dem Ankommen steht das Auto meist über eine längere Zeit an einem Standort (Vgl. Mobilität in Deutschland 2018). Diese Stillstandszeiten reichen in mehr als 95 % aller Fälle zum Nachladen der Batterie. Vielmehr noch bedingt durch die verschiedenen Ladearten, ist die Ladezeit oft deutlich geringer als die Parkzeit (Vgl. Kaschub 2017, S.23). Die Gesamtbetriebskosten von E-Autos sind zu vergleichbaren Verbrennungsfahrzeugklassen (Ausstattung etc.) in den letzten Jahren geringer geworden. Ihr Anschaffungspreis liegt derzeit in der Regel aber noch höher. In Ländern wie Norwegen, in denen die Preise für E-Autos durch staatliche Anreize konkurrenzfähig zu Verbrennern sind, ist der Absatz dadurch um einiges höher als in anderen Ländern (Vgl. Kampker 2018, S. 23). Die Ladeinfrastruktur teilt sich in die öffentlich zugängliche und in den privaten Bereich auf. Die Ladesäulenverordnungen in Deutschland (Vgl. März 2016) und Österreich regeln die technischen Mindestanforderungen an öffentliche Ladestationen für den interoperablen Betrieb. Sie müssen für Wechselstromladen bei Normalladepunkten bis zu einer Leistung von 22 kW und für Schnellladepunkte grösser als 22 kW Leistungen mindestens eine Typ 2 Steckdose und Kupplung haben. Bei Gleichstromladepunkten muss mindestens eine Combo-2-Kupplung vorhanden sein. In Deutschland wurden bis Mitte 2019 10797 Ladeeinrichtungen mit 21181 Ladepunkten von der dafür zuständigen Bundesnetzagentur erfasst. Davon waren 17958 Normalladepunkte und 3223 Schnellladepunkte (Vgl. Bundesnetzagentur für Elektrizität 2020, S. 59). Für die Kombination von Wechsel- und Gleichstromladen wurde von europäischen und amerikanischen Autobauern der CCS/Combo 2 Ladestandard entwickelt. Beim Combined Charging System (CCS) werden vier Anschlusstypen mit unterschiedlichen Ladeleistungen unterschieden. Beim Typ 2 über Wechselstromladen an der Schuko Steckdose im Haushalt kann das einphasige Laden ($230\text{ V} * 10\text{ A} = 2.3\text{ kW}$) über einen längeren Zeitraum aufgrund der Wärmeentwicklung problematisch sein. Ausserdem resultieren bei diesen geringen Ladeleistungen lange Ladezeiten. Bei dreiphasigem (Drehstrom) Laden mit Typ 2 ist eine maximale Leistung für induktives Laden von 22 kW (32 A) möglich. Welche Leistung aktuell bezogen wird, steuert beim Wechselstromladen ein im Fahrzeug eingebautes Ladegerät. CCS ermöglicht derzeit Gleichstrom Schnellladungen von maximal 350 kW (Vgl. Koch 2019, S. 10). Hersteller wie Tesla haben darüber hinaus noch weitere Ladelösungen entwickelt, wie z. B. dem Supercharger, die noch höhere Ladeleistungen ermöglichen. Diese benötigen dann aber eine spezielle Netzinfrastruktur. Beim Vollladen von Batteriekapazitäten von mehr als >75 kWh belasten sie das lokale Niederspannungsnetz stark.

3.5 Verbrauchs- und Reichweitenbestimmung des Elektroautos

Der Verbrauch und somit die Reichweite bei gegebener Batteriekapazität eines E-Autos ist wie beim Verbrenner neben der persönlichen Fahrweise auch von aktuellen äusseren Umständen, wie Topografie (Bergfahrt), Witterungsbedingungen (Temperatur, Gegenwind) und Zuladung etc. abhängig. Um Fahrzeugverbräuche untereinander vergleichen zu können, werden Energie-/ Kraftstoffverbrauch und die CO₂ Emissionen während dem Abfahren von genormten Fahrzyklen unter Testbedingungen gemessen. Es werden dabei Beschleunigungen und Geschwindigkeiten von Durchschnittsprofilen verwendet. In Europa wurde von 1992 bis August 2017 der Verbrauch für alle Fahrzeugarten nach der NEFZ (Neuer Europäische Fahrzyklus) eruiert. Da die Grenzwerte für den Schadstoffausstoss zwischenzeitlich mehrfach gesenkt wurden, wurde mit dem WLTP (Worldwide Harmonized Light Duty Testing Procedure) für Leichtfahrzeuge 2017 ein realitätsnäheres neues Standard-Testverfahren verbindlich eingeführt (Vgl. Günsberg & Fucik 2017, S. 5f). Die Einteilung der Fahrzeuge erfolgt in Klasse 1 für Fahrzeuge mit einem Leistungsgewicht von weniger als 22 kW/t, Klasse 2 für Fahrzeuge von 22 - 34 kW/t und alle Fahrzeuge mit einem Gesamtgewicht darüber sind der Klasse 3 zugeordnet. Während der Testdauer von 20 Minuten werden 23.25 km zurückgelegt. Das Fahrprofil ist insgesamt dynamischer als beim NEFZ, die Durchschnittsgeschwindigkeit beträgt 46.5 km/h und die Höchstgeschwindigkeit 131 km/h. Das bewirkt, dass der Verbrauch der Fahrzeuge gegenüber dem NEFZ Fahrzyklus um mindestens 10 % erhöht ist (Vgl. Koch 2019, S. 29). Dennoch sind realistische Reichweiten um mindestens 20 % geringer als die Hersteller angeben.

3.6 Modelloptimierung

Um Energiesysteme beschreiben zu können und somit Optimierungen durchführen und Verbesserungen erkennen zu können, werden sie mathematisch beschrieben.

3.6.1 Modellbildung durch eine Systemanalyse

Wie bei Modellen üblich muss die Komplexität des realen Problems durch vereinfachende Modellannahmen über eine durchzuführende Systemanalyse, bei der die Zusammenhänge, Ursachen-Wechselwirkungen und Abhängigkeiten im System gefunden werden, abstrahiert werden. Dabei hängen der Umfang, die Detailtiefe und die eingesetzten Methoden stark vom Modellierungsziel, von der Verfügbarkeit der Daten, vom Simulationszeitraum, den Systemgrenzen und der Problemcharakteristik ab (Vgl. Papageorgiou, Leibold & Buss 2012). Modelle sollen soweit wie möglich die Realität vereinfachen unter Beachtung einer möglichst hohen und nachprüfaren Genauigkeit.

Insbesondere die Analyse von energetischen Systemen kann in folgende Teilschritte zerlegt werden:

- Erfassen der zeitlichen und energetischen Zusammenhänge vom System (Leistungsflüsse, Quellen, Senken),
- Modellierung von Einzelkomponenten (z. B. Batterie)
- Analyse von Kennzahlen der Einzelkomponenten, wie der Wirkungsgrade etc.
- Beschaffung der Input-/ Output-Daten wie z. B. Zeitreihen der Verbräuche etc.
- Beschreibung und Protokollierung energietechnischer Prozesse über die Leistungsflüsse und Komponentenänderungen
- Durchführung der Simulation und Optimierung sowie
- einer möglichen Steuerung und Automatisierung des Energiesystems

Um Modelle besser einordnen zu können, werden sie nach Papageorgiou, Leibold & Buss (2012) über die drei Merkmale **analytischer Ansatz**, **Zweck** und **Zeithorizont** klassifiziert.

Zweck:

- Betriebsplanung (Dispatch Modelle): optimierter Betrieb eines gegebenen Energiesystems (Batterieverwendung, E-Auto Ladezeitpunktvor schläge)
- Auslegungs-/ Dimensionierungsmodell: Auswahl der Komponentengrößen wie Batteriekapazität

Analytischer

Ansatz:

- Bottom-Up Modelle die meist einen höheren Detaillierungsgrad von Prozessen aufweisen, wie z. B. Batterieladeleistungsreduktionen ab gewissem Ladestand
- Top-Down Modelle deren Fokus mehr auf makroökonomischen Zusammenhängen und Auswirkungen liegen

Zeithorizont

- Kurzfristige Modelle simulieren den Betrieb eines Energiesystems mit üblicherweise 15-minütiger Auflösung und einem Betrachtungszeitraum von Tagen oder bis zu einem Jahr.
- Langfrist Modelle kombinieren die Ergebnisse von mehreren Jahren z. B. für eine Rentabilitäts- oder Amortisationsrechnung über ein sogenanntes Szenariomodell.

(vgl. Papageorgiou, Leibold & Buss 2012).

Ortlieb, Dresky, Gasser & Günzel (2009) haben eine Einteilung von Modellen für die Formulierung mathematischer Probleme entworfen, die in der Tabelle 1 übersichtsmässig beschrieben sind.

Kriterium	Beschreibung
Statische und dynamische Modelle	Statische Modelle sind über die Zeit konstant. Dynamische Modelle beschreiben die Systemveränderung über die Zeit.
Deterministische und stochastische Modelle	Deterministische Modelle sind eindeutig bestimmbar, es gibt keinen Zufall. Im stochastischen Modell werden Zufall und Wahrscheinlichkeiten berücksichtigt.
Diskrete und kontinuierliche Modelle	Diskrete Systeme werden mit Zustandsgleichungen und kontinuierliche durch Differentialgleichungen dargestellt.
Kombinierte Modelle	Kombinierte Modelle bestehen aus mehreren Modellen. Zeit kann als kontinuierlich oder diskret aufgefasst werden, Wirkungsmechanismen als deterministisch oder stochastisch

Tabelle 1: mathematische Modelle (in Anlehnung an Ortlieb, Dresky, Gasser & Günzel 2009)

3.6.2 Lineare Optimierung

Lineare Optimierungen werden besonders im Operations Research, einem Teilgebiet der Mathematik für die Entscheidungsunterstützung, für reale wirtschaftliche Fragestellungen verwendet.

Anwendungsgebiete des Operations Research sind unter anderem:

- Investitionsplanungen
- Produktionsplanungen
- Transport
- Zuschnitt und
- Zuordnungsprobleme.

Allen Problemstellungen für die meist nicht separate Lösungsverfahren entwickelt wurden, die aber über ein Modell der linearen Optimierung gelöst werden können.

Bei einer Optimierung wird nach einem bestmöglichen (optimalen) Punkt in einem Entscheidungs- bzw. Lösungsraum gesucht. Bei mathematischen Formulierungen von Optimierungsaufgaben wird ebenso wie in Tabelle 1 gezeigt, zwischen statischen und dynamischen Optimierungsproblemen unterschieden.

Suhl & Mellouli 2009 schreiben:

- «Statisches Optimierungsproblem: Minimierung einer Funktion mit Optimierungsvariablen die Elemente eines finit-dimensionalen Raumes (z. B. dem Euklidischen Raum) sind [..].
- Dynamisches Optimierungsproblem: Minimierung einer Funktion mit Optimierungsvariablen die Elemente eines unendlich-dimensionalen Raumes (z. B. Zeitfunktionen) sind [..]» (Vgl. Suhl & Mellouli 2009).

Weiter wird hier ebenso noch zwischen deterministischen und probabilistischen Lösungsmethoden unterschieden. Deterministische Methoden werden dann verwendet, wenn die Eingangsparameter (Settings) des realen Problems diskret sind und der Zusammenhang zwischen den Parametern und der Lösung direkt beschreibbar und vorhersagbar ist. Bei gleichen Eingangsdaten werden so auch immer gleiche Lösungen gefunden. Bei komplexerem, mathematisch schwierigen zu beschreibenden Zusammenhängen, zwischen Eingangsdaten und Ergebnis, wie z. B. bei einer Blackbox, werden probabilistische Methoden, wie die Monte-Carlo Simulation verwendet (Vgl. Suhl & Mellouli 2009).

Viele Energiesysteme lassen sich über lineare Zielfunktionen, die durch eine Kombination von linearen Gleichungen und Ungleichungen mit Restriktionen, den Nebenbedingungen eingeschränkt sind, beschreiben und optimieren. Lineare Optimierungen bestehen grundsätzlich aus n Entscheidungsvariablen, einer Zielfunktion und m Nebenbedingungen. Die Zielfunktionen und Nebenbedingungen sind nur Linear-Kombinationen der Variablen wie Addition und Subtraktion. Lineare Optimierungen mit vielen Entscheidungsvariablen können nicht mehr grafisch gelöst werden, sondern über Computerprogramme mit Solvern.

Bei den linearen Optimierungstechniken werden die lineare Optimierung, die ganzzahlige lineare Optimierung, die gemischt-ganzzahlige Programmierung (MILP) unterschieden. Bei der linearen Optimierung entspricht das lokale Optimum stets dem globalen Optimum. Das Simplex Verfahren als eines der einfachsten Lösungsverfahren verwendet als Start die Ecken der durch die Nebenbedingungen beschränkten Polyeders als eine zulässige Lösung und durchsucht den vorgegebenen Lösungsraum durch Iteration nach einer besseren Lösung solange, bis keine Verbesserung mehr möglich ist. Das ist meist ausreichend schnell (Vgl. Suhl & Mellouli 2009).

Die Standardform einer linearen Optimierung in Matrix Schreibweise lautet wie folgt:

Die zu minimierende Zielfunktion

$$\min f(x) = C^T * x \quad \forall x \in \mathbb{R}^{n \times 1}, C \in \mathbb{R}^{n \times 1} \quad (6)$$

mit den Nebenbedingungen

$$A * x \geq b \quad \forall A \in \mathbb{R}^{m \times n}, b \in \mathbb{R}^{m \times 1}, x \geq 0 \quad (7)$$

x sind die Entscheidungsvariablen, die Matrix A und der Vektor b beschreiben die Nebenbedingungen und der Vektor c sind die Koeffizienten (Kostenvektor) der Entscheidungsvariablen in der Zielfunktion.

Die lineare Optimierung wählt nun die Entscheidungsvariablen so, dass das Minimum der Zielfunktion (6) unter Einhaltung der Nebenbedingungen (7) erhalten wird. Eine so gefundene Entscheidung wird optimaler Punkt im Lösungsraum genannt. Abbildung 12 zeigt ein Beispiel eines linearen Optimierungsproblems mit zwei Entscheidungsvariablen x_1 und x_2 und fünf Nebenbedingungen, die den Lösungsraum des Problems durch die Ungleichungen eingrenzen (Vgl. Heimberger et al. 2017, S. 232).

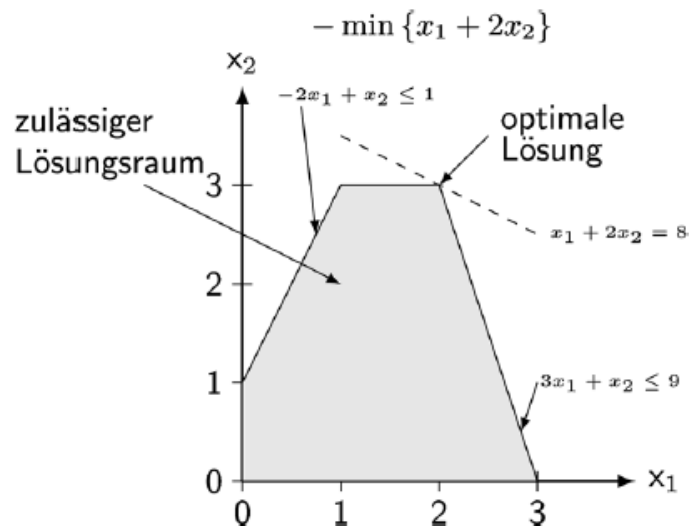


Abbildung 12: lineares Optimierungsproblembeispiel (Heimberger et al. 2017, S. 232)

Bei der gemischt-ganzzahligen Optimierung (Mixed Integer Linear Programming) dürfen manche Entscheidungsvariablen nur bestimmte Zustände wie 0 und 1 annehmen oder nur ganze Zahlen. Bei z. B. der Produktionsmengenproblemstellungen können nur eine ganzzahlige Anzahl von Autos vom Typ A oder B gebaut werden. Oft stellt sich das Problem, dass bei gemischt-ganzzahligen Modellen die Lösungsfindung sehr Rechenzeit intensiv ist bzw. dass keine Lösung gefunden werden kann. Die gemischt-ganzzahlige Optimierung wird auch in dieser Arbeit angewandt.

4. Forschungsstand

Die Optimierung von dezentralen Stromerzeugungsanlagen mit realen Lastgängen am jeweiligen Erzeugungspunkt unter Verwendung von Speichern für die Reduktion des Netzbezuges ist, wie schon in der Einleitung dargestellt, wegen der Brisanz der Klimaerwärmung ein aktuell stark diskutiertes Thema. Dies lässt sich anhand der zahlreichen Papers und Studienabschlussarbeiten durch eine Recherche im WorldWideWeb und anderen Quellen belegen. In diesem Kapitel soll nun auszugsweise der aktuelle Forschungsstand über Optimierungen von dezentralen PV-Speichersystemen aufgezeigt werden.

Der Grundtenor ist, dass der wirtschaftliche Betrieb einer Photovoltaik Anlage im Privathaushalt dann besonders hoch ist, wenn die Strombezugskosten und die Vergütungspreise für Rückspeisung hoch sind. Weiter, wenn die Investitions-, Betriebs und Wartungskosten gering und die Lebens- oder Nutzungsdauer hoch sind. Alle diese Parameter bewegen sich aktuell in die richtige Richtung - ausser den Vergütungspreisen, die nicht die Marktpreise widerspiegeln, sondern politisch gefördert werden. Für Anlagen, bei denen die Förderungen ausgelaufen sind und die nurmehr zu Marktpreisen einspeisen können, oder jene Anlagen bei denen die Vergütungspreise tiefer als die Strombezugskosten sind, ist ein hoher Eigennutzungsgrad sinnvoll. Wie im vorigen Kapitel ausgeführt, werden zur wirtschaftlichen Abschätzung von Massnahmen in der Energiewirtschaft, sehr oft die Modellierung von Systemen über eine lineare Programmierung angewendet. In den letzten Jahren wurden dazu viele Modelle entwickelt. Die Herausforderung bei der Modellierung solcher Systeme beruht darin, möglichst einfache, passende Beschreibungen zu finden, die den Abstraktionslevel bei dennoch hoher Abbildung der Wirklichkeit niedrig halten. Jedes Modell hat deshalb seine Vor- und Nachteile und ist in gewissen Grenzen sehr spezifisch oder zu verallgemeinernd. Einige Modelle für die Simulation von Energiesystemen sind als Opensource im Projekt der [OPENMOD](#) kostenlos zusammengetragen (Vgl. Openmod Initiative 2020).

In Deutschland, Österreich und der Schweiz ist dieses Thema ähnlich präsent, wenn auch teilweise auf Grund der nationalen Gesetze und Regelungen etwas unterschiedlich gehandhabt. In Deutschland ist vor allem die **Hochschule für Technik und Wirtschaft Berlin** mit Prof. Dr. Ing. V. Quaschnig und G. Hagedorn, die RWTH Aachen und die TU München führend. Es sind deshalb gerade bei diesen Hochschulen viele Studienarbeiten geschrieben worden, die sich mit dem Thema dieser Arbeit überschneiden bzw. ergänzen. Die folgende Literaturanalyse basiert jeweils vollständig auf den einzelnen Werken und zur besseren Lesbarkeit gilt für den jeweiligen Absatz über das Werk das Werk als Quelle.

Grundlagen über Last- und Erzeugungsprofile werden im Buch **Analyse und Optimierung von Energieverbundsystemen von W. Schellong** (Vgl. Schellong 2016) behandelt.

Darin wird unter anderem auf die unterschiedlichen standardisierten und normierten Lastprofile seitens der VDEW (Verband der Elektrizitätswerke Deutschland) eingegangen. Die unterschiedlichen Lastprofile stellen Zeitreihen der benötigten Leistungen an einem einzigen zentralen Messpunkt eines betrachteten Endverbrauchers für einige typische Tage, wie Sommer, Winter, Arbeitswochentag und Wochenende dar. Es wird darauf eingegangen, dass für verschiedene Ansätze von Demand-Side-Management die zu steuernden Lastprozesse qualitativ zu untersuchen sind und exogene Lastprofile mit höherer Auflösung gerade für Industrieprozesse einzubeziehen sind. Für die Abschätzung und Dimensionierung des

Lastgangsprofils aufgrund seiner stochastischen Natur aus der Endverbrauchersicht in dieser Arbeit ist diese Quelle gut geeignet. Die Summe der Energieverbräuche von Lastgangsprofile ist aus der Energieversorgerperspektive durch sich teils aufhebende, teils überlagernde Energieverbräuche weniger stochastisch als ein einzelner Lastverlauf.

Für die Dimensionierung und der Auslegungsoptimierung von PV-Speichersystemen wird in der Dissertation von **D. Magnor (2017)**, »**Globale Optimierung netzgekoppelter PV-Batteriesysteme unter besonderer Berücksichtigung der Batteriealterung**« ein modulares Simulations-Werkzeug entwickelt. Mit ihm soll es möglich sein, unterschiedliche Systemtopologien miteinander zu vergleichen. Dabei spielt der Eigenverbrauch und der Autarkiegrad eine wesentliche Rolle und es wird gezeigt, dass die Levelized-Cost-of-Electricity (LCOE, Stromspeicherkosten), die ein Mass für die Stromversorgungskosten eines Haushaltes sind, aufgrund der unterschiedlichen Lastprofile der Endverbraucher wesentlich auseinanderliegen können. Die Simulationsergebnisse würden eine signifikante negative Abhängigkeit von der zeitlichen Auflösung der Profildaten zeigen. Die Optimierung wird mittels genetischem Algorithmus auf die Zielfunktion Levelized Cost of Electricity angewendet. Dabei wurden verschiedene Optimierungsszenarien untersucht und herausgefunden, dass ab Batteriepreisen von unter 550 EUR/kWh ein wirtschaftlicher Betrieb für ein PV Batteriesystem erzielbar ist (Vgl. Magor 2017, S. 186f). Diese Arbeit zeigt auf, dass eine reine wirtschaftliche Betrachtung mit Investitionskosten, Abschreibungskosten, etc. stark von dem zu modulierenden System abhängt. Der Einfluss von Demand Response mit den Steuerungs- bzw. Ladeprognosen für E-Autobatterien wurde in dieser Arbeit nicht untersucht, wenngleich die Themenstellung sich stark mit dieser vorliegenden Arbeit deckt.

Kaldemeyer (2013) entwickelt in seiner Bachelorthesis »**Optimierung des Stromeigenverbrauchs aus Photovoltaik- und Windkraftanlagen durch den Einsatz von Stromspeichern in Gewerbe und Landwirtschaft**« ein Programm, um mit Hilfe eines Stromspeichers den Netzbezug zu minimieren und somit den Eigenverbrauch für verschiedene Gewerbetypen zu optimieren. Die besten Ergebnisse liessen sich demnach erzielen, wenn die Kapazität des Speichers bei circa der Hälfte des durchschnittlichen Tagesverbrauchs liegt. Der Eigenverbrauchsanteil wies den grössten Wert auf, wenn der Verbrauch in etwa der Erzeugung entspricht. Ein weiteres Ergebnis ist, dass die Direktverbrauchsanteile für PV-Anlagen geringer als für Windenergieanlagen sind. Somit würden sich PV-Anlagen für Gewerbetypen mit den grössten Lasten während des Tages eignen. Er schlägt vor, dass es günstiger ist, den Eigenverbrauch zuerst durch die richtige Dimensionierung der PV-Anlage zu erhöhen als durch einen Speicher. Ein Speicher hätte den grössten Einfluss auf den Eigenverbrauch immer dann, wenn der Direktverbrauchsanteil eher niedriger ist. Somit wäre der Effekt bei PV-Anlagen durchschnittlich grösser als bei Windkraftanlagen. In der Arbeit werden bekannte Einflüsse und Aussagen für die Eigenverbrauchsoptimierung übersichtlich zusammengetragen und sind gut nachvollziehbar erläutert. Es wird auch festgehalten, dass die quantitativen Ergebnisse der Arbeit von der zeitlichen Auflösung der Daten wie Last- und Erzeugungsprofile abhingen. Diese Bachelorthesis hat vom Thema her mit der vorliegenden Arbeit einige Berührungspunkte. Der Zusammenhang von der Optimierung eines Haushaltes mit PV-Anlage mit einer zusätzlichen Last eines E-Autos mit seinen Restriktionen wird hier aber nicht untersucht.

Eine weitere Dissertation die PV-Anlagen und Speichersysteme in Prosumer-Haushalten untersuchte, ist jene von **Nobis (2015)** mit dem Titel »**Entwicklung und Anwendung eines**

Modells zur Analyse der Netzstabilität in Wohngebieten mit Elektrofahrzeugen, Hausspeichersystemen und PV-Anlagen». Es wurde ein Simulationsmodell entworfen, das eine realistische Ganzjahressimulation der Stromversorgung von Wohngebieten ermöglicht. Mit dem Simulationsmodell soll der Eigenverbrauch und die Spannungsstabilität von ganzen Wohnsiedlungen erhöht werden. Dabei werden PV-Anlagen, Speicherbatterien und E-Autos berücksichtigt und spannungsabhängige und wirkleistungsabhängige Regelungen und Ladesteuerungen für E-Autos implementiert. Durch die Analysen wurde gezeigt, dass E-Autos am Abend Lastspitzen verursachen, die sich mit der zur selben Zeit auftretenden Lastspitzen der Haushalte überlagern. Durch den Ausbau von PV könne die jährliche Lastspitze des Netzgebietes nicht reduziert werden. In der Arbeit wird das Fazit gezogen, dass die Auswirkungen von weiteren PV-Anlagen, Speicherbatterien und E-Autos auf die Niederspannungsnetze gering wäre. Das erarbeitete Modell ist für diese wissenschaftliche Arbeit eher unbedeutend. Netzauswirkungen auf EVU Seite werden in der aktuellen Arbeit nicht untersucht. Die Arbeit von Nobis enthält aber einige Ansätze zur detaillierten Modellierung von den Lasten.

An der FH Vorarlberg entstand 2019 die Masterthesis von **F. Koch** (2019) mit dem Titel **«Kostenminimierung in einem PV to Vehicle to Grid (V2G) System».** Auch hier geht es einerseits darum, durch ein lineares Optimierungsmodell die E-Autos zu Zeiten geringer Energiekosten zu laden und Leistungsspitzen zu vermeiden. Es wird anhand der tariflichen Bedingungen eines Betriebes die Kosten von drei verschiedenen Ladeszenarien für bis zu vier E-Autos verglichen. Eine Variante ist die Vehicle to Grid Erweiterung, bei der Energie aus den E-Auto-Batterien für die Eigenverbrauchsoptimierung und Spitzenlastreduktion verwendet wird. Das Szenario des intelligenten Ladens ermöglicht eine Eigenverbrauchssteigerung der PV-Anlage und verhindert zusätzliche Leistungsspitzen. Im betrieblichen Einsatz dienen PV-Anlagen mit stationären Speichern neben der Minderung der Netz-Energiebezugskosten auch zur Reduktion der Leistungskosten wegen der Spitzenlastreduktion. Besonders interessant ist die Beschreibung der verschiedenen Fahrzeug Fahrzyklen mit denen der Energieverbrauch, der Kraftstoffverbrauch und die CO₂ Emissionen ermittelt werden. Sie fließen aber leider nur bedingt in das Modell mit ein. Es werden anschaulich die Ergebnisse aus der Optimierung für die drei Szenarien «einfaches Laden», «intelligentes Laden» und «V2G» dargestellt und diskutiert. Die Varianten «intelligentes Laden» und «V2G» sind in ihren Gesamtkosten günstiger als «einfaches Laden», bei dem die E-Fahrzeuge direkt über das Netz vollständig geladen werden. Diese Masterthesis liefert gute Ansätze auch für diese vorliegende Arbeit. Der Hauptunterschied ist, dass kein stationärer Speicher berücksichtigt wurde und dass nur Zielfunktionen über die Kosten definiert wurden.

Die Arbeit mit den wesentlichsten Überschneidungen zum Thema dieser Masterthesis stammt von **Kaschub** (2017) mit dem Titel **«Batteriespeicher in Haushalten unter Berücksichtigung von Photovoltaik, Elektrofahrzeugen und Nachfragesteuerung».** In dieser Dissertation wird die Wirtschaftlichkeit von stationären Batteriespeicher in Kombination mit einer PV-Anlage und Haushaltslastprofilen sowie zusätzlich Ladeszenarien für E-Autos untersucht. Er untersucht die Auswirkung verschiedener Stromtarife und Rahmenbedingungen auf die gefundenen zeitlichen Lastverlagerungen (Flexibilitäten) von E-Autos. Ebenso wird hier ein gemischt-ganzzahliges lineares Optimierungsmodell programmtechnisch mit Matlab umgesetzt. Mit dem Programm können die optimale Grösse der PV-Anlage

und des Batteriespeichers bei gegebenen Lastprofilen bestimmt werden. Es wird versucht die fixen Kosten wie die Investition und die variablen Kosten für einen Betrachtungszeitraum von 20 Jahren mit einzupreisen. Ebenso werden relevante technische Restriktionen wie die Lebensdauer des Speichers und der PV-Anlage miteinbezogen. Es bestimmt auch hier die optimale Lade- und Entladevorgänge von einem Speicher und einem E-Auto für ein gesamtes Jahr in viertelstündlicher Auflösung. Die Arbeit zeichnet sich dadurch aus, dass die Eingangsparameter wie Lastdaten und Erzeugungsprofile der PV nachvollziehbar beschrieben und aufbereitet werden. Eine Besonderheit ist die Erwähnung und Beschreibung der verschiedenen Ladeszenarien von E-Autos. Auch wird, wie in vielen anderen Arbeiten, versucht ein realistisches Speichermodell zu entwerfen. Es wird argumentiert, dass der Kostenfaktor des Speichers bei den derzeitigen Speicherpreisen und die Strompreise einer der Hauptfaktoren für das wirtschaftliche Betreiben des untersuchten Gesamtsystems bilde. Wie aus der Literaturanalyse hervorgeht hat diese Dissertation viele aktuelle Studienarbeiten teilweise stark beeinflusst. Die Dissertation deckt sich auch sehr mit den Zielvorgaben der vorliegenden wissenschaftlichen Arbeit. Dennoch wird kein Tagesprognose-/ Simulationsmodell für die konkrete Ladesteuerung eines E-Autos erstellt und die Erhöhung des Eigenverbrauchsanteil bzw. des Autarkiegrades geht nur mit einer Minimierung des Netzbezuges einher. Das Modell beruht, wie viele andere Optimierungsmodelle auch, auf der Gesamt-Kostenminimierung bei der Amortisationskosten etc. miteingepreist werden. Dies ist für die Systemrentabilität korrekt, aber die Frage bleibt, ob der Netzbezug minimal ist, wenn die stationäre Speichergrösse in Bezug auf den Eigenverbrauchsanteil nicht optimiert ist.

Die Literaturanalyse zeigt, dass es aktuell sehr viele Studienarbeiten und wissenschaftliche Artikel zum Thema Optimierung von Eigenverbrauchsanteil und Autarkiegrad für Prosumer-Haushalte vor allem im Hinblick auf eine Gesamtkostenminimierung gibt.

Einige Studien untersuchten bereits, wie sich das Lastverschiebepotenzial durch die Batterie eines E-Autos auf die Kennzahlen EVA und AG auswirkt. Unentdeckt und somit bislang weiter offen bleibt, wie eine Tagesoptimierung mit einem E-Auto modelliert werden kann, sodass der Endverbraucher sich aufgrund konkreter Vorschläge und Szenarien auch zum Laden entscheiden kann. Die Minimierung von Strom-Netzbezügen im Verbund mit einem stationären elektrochemischen Akkumulator und E-Auto Batterien ist mindestens in der deutschsprachigen Literatur aktuell noch unbearbeitet.

5. Umsetzung und Modellbeschreibung

Dieses Kapitel beschreibt das entwickelte Simulationsmodell und seine Programmumsetzung mittels einer gemischt-ganzzahligen Optimierung mit Python und dem für akademische Zwecke freien Solver [Gurobi](#). Es existieren daneben viele andere Solver für lineare Optimierungen unter Python wie [Scipy](#) (Scipy 2020), [CVXOPT](#) (CvxOpt 2020), [PULP](#) (PuLP 2020), [CvxPY](#) (CvxPX 2020) etc.. Die vorliegende Arbeit verwendet das in Kapitel 3 vorgestellte Leistungsfluss-Knotenmodell, um reale PV-Speichersysteme mathematisch zu beschreiben. Die detailliertere Abbildung 13 ist um die Leistungsflüsse zwischen den Systemkomponenten ergänzt.

Die Leistungsflüsse der PV-Erzeugung, der Haushaltslast und der E-Autonutzung werden über exogene Eingangsdaten-Zeitreihen abgebildet. Die Komponenten, wie die stationäre Batterie, werden mathematisch über ihre wichtigsten Parameter (z. B. maximale Ladeleistung) modelliert. Danach wird das Systemverhalten durch die Auswahl einer Betriebsart vorgegeben und das System nach einer Zielfunktion (Kosten, Eigenverbrauchsanteil) optimiert.

Die mathematische Formulierung wurde mit freundlicher gegenseitiger Unterstützung durch Dr. Klaus Rheinberger (Masterthesis Betreuer) erstellt.

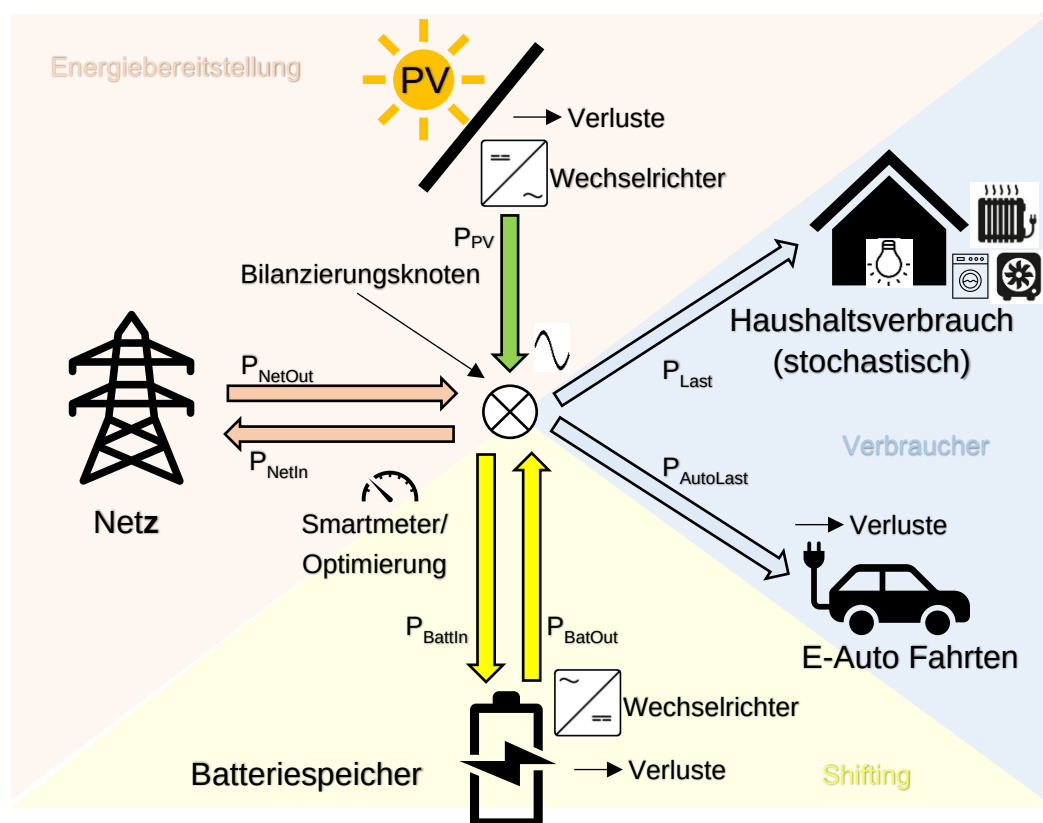


Abbildung 13: detailliertes Leistungsmodell eines PV-Speichersystems für die Simulation (eigene Abbildung)

Das Simulationsprogramm ist so umgesetzt, dass es historische Zeitreihen der vorgegebenen Leistungsflüsse als Eingangsdaten einliest und die Systemkomponenten Batterie (für

den Freiheitsgrad Shifting) und das Auto (zusätzliche flexible Last) an- und abgewählt werden können. Dies hat den Vorteil, dass verschiedene Szenarien/Simulationen über frei gewählte Zeiträume berechnet und direkt miteinander verglichen werden können. Der Gurobi Solver optimiert immer einen kompletten Tag D in 15-minütigen Zeitschritten Δt und berechnet somit für 96 Zeitperioden bzw. für 97 Zeitpunkte, die Leistungsflüsse der gefragten Entscheidungsvariablen nach der gewählten Zielfunktion. Es kann der Simulationszeitraum in Tagen bis maximal ein Jahr eingestellt werden (wenn mehrjährige Zeitreihen vorliegen sollten, kann das softwareseitig relativ einfach angepasst werden).

Es folgt nun die Beschreibung der nötigen Eingangsdaten, die Modellierung der Systemkomponenten, der dafür notwendigen Parameter und der linearen Optimierungsfunktionen nach Abbildung 14.

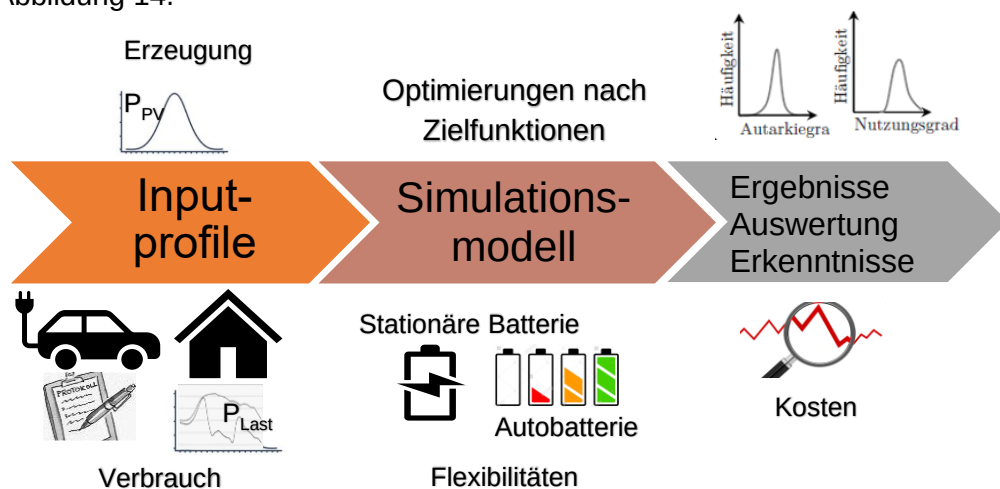


Abbildung 14: schematischer Aufbau des Simulationsmodells (eigene Abbildung)

5.1 Eingangszeitreihen

Vom Benutzer vorzugebene, einfach abänderbare Zeitreihen in $\Delta t = 15$ Minuten Auflösung sind PV-Erzeugungsleistungen, der Haushaltsverbrauch, sowie das Fahrprofil des E-Autos und dem Gesamtenergieverbrauch der Fahrt beim Ankunftszeitpunkt, ab wann das Auto wieder im System zur Nachladung verfügbar ist. Diese historischen Jahres-Zeitreihen sind als CSV Dateien zu erstellen. Es ist zu beachten, dass die Zeitreihen in ihren Startdatumsangaben (z. B. Start mit gleichem Wochentag) übereinstimmen.

5.1.1 Historische Photovoltaik-Erzeugungsdaten

Die Erzeugungsleistungen für PV-Anlagen können online über [Photovoltaic Geographical Information System](#) (PVGIS) der Europäischen Union für viele Standorte in der Welt in mittlerer stündlicher Auflösung bezogen werden. Die voreingestellten Daten des Modells dieser Arbeit sind für den Standort Diepoldsau/Schweiz von der PVGIS-Sarah Datenbank für das Jahr 2015 mit einer 35° geneigten, fix nach Süden montierten PV-Anlage mit 1 kWp Nennleistung mit einem Systemverlust von 14 % in stündlicher Auflösung bezogen (siehe Abbildung 15). Diese historischen PV-Leistungen sind in der Eingangsdatei „PV 2015 sueden

1kWp.csv“ gespeichert. Diese Zeitreihen werden vom Simulations-Programm auf 15-minütige Zeitreihen zwischen den angrenzenden Stundenwerten linear interpoliert (PV-Leistungsverlauf siehe Abbildung 20). Die maximale Nennleistung (kWpeak) kann später über einen Skalierungsfaktor beliebig angepasst werden (z. B. simuliert das Programm standardmässig über einen Bereich von 0 bis 12.5 kWp über den Skalierungsfaktor). Die solare Strahlung und die PV-Erzeugung werden qualitativ durch verschiedene Institute gut erfasst.

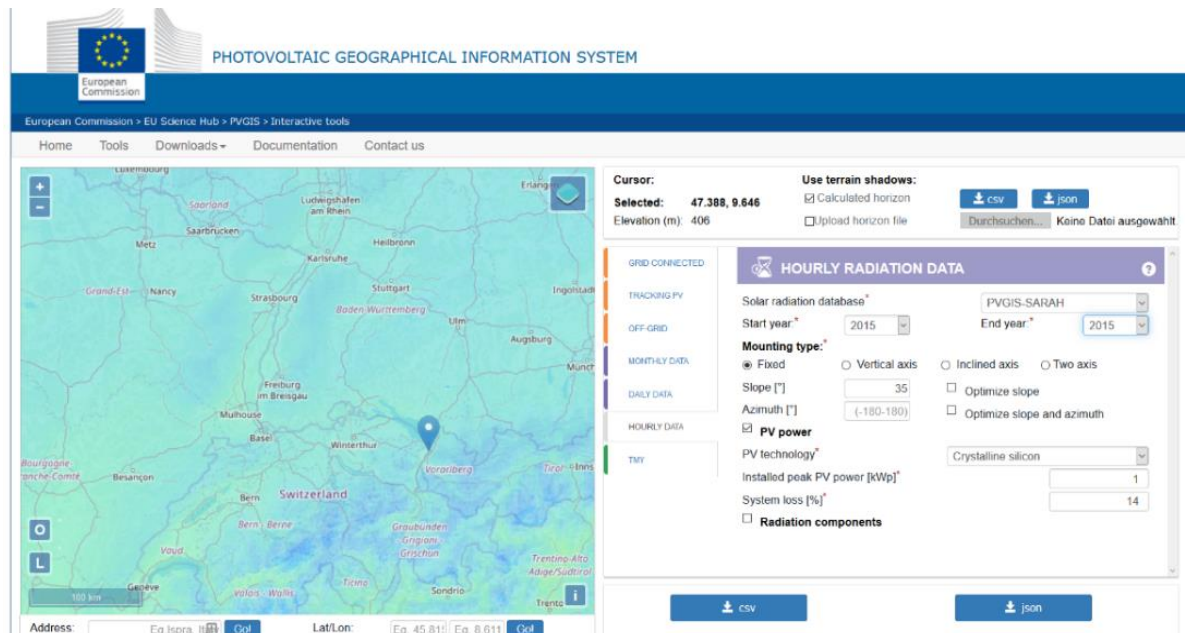


Abbildung 15: PV-Erzeugungsprofil Speichersystems (eigene Abbildung, 2020.07.20)

Die Zeitreihen können aber auch von real gemessene PV-Anlagen stammen. Für eine spätere prognosebasierte tagesaktuelle Steuerung der E-Auto Ladung und der Batterienutzung muss eine entsprechende PV-Erzeugungsleistungs-Prognose ausgearbeitet werden, die z. B. vom Vortag, vom gleichen Tag der Vorwoche oder dem letzten Jahr unter Berücksichtigung vom Wetterverlauf ein Erzeugungsprofil vorgibt (Bergner 2014). Das ist mit der Software nicht möglich. Ost-West Ausrichtungen können über PVGIS bezogen und zu einer Zeitreihe zusammengefügt werden. In Abbildung 16 ist der Einfluss der Neigung und dem Azimut auf die Erzeugung für den gleichen Tag und gleichen Standort erkennbar.

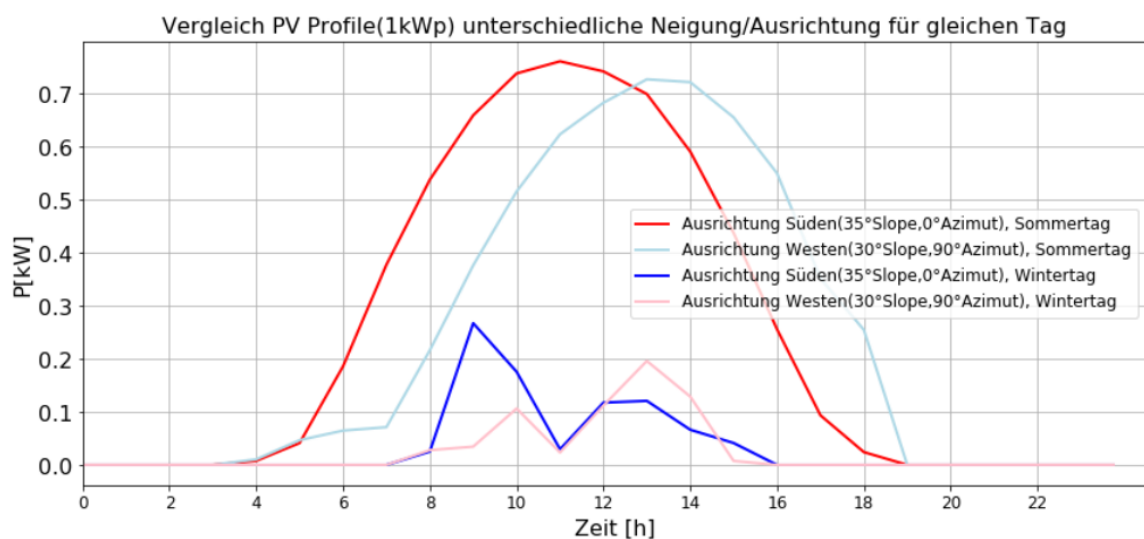


Abbildung 16: Einfluss von Ausrichtung und Neigung auf PV-Tagesverlauf (eigene Ausarbeitung)

In Abbildung 17 ist die Jahresganglinie der Erzeugung einer PV-Anlage mit 1 kWp Spitzenleistung abgetragen und die Volllaststunden von maximal 1000 h/a sind abschätzbar.

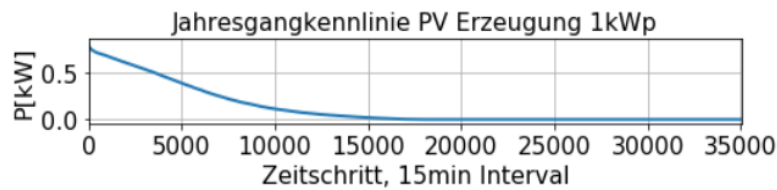


Abbildung 17: Jahresganglinie PV-Erzeugung (eigene Ausarbeitung)

Im Sommer ist die PV-Produktion durch die höhere Sonneneinstrahlung tendenziell grösser als im Winter. In Abbildung 18 wird die PV Produktion von der Kalenderwoche 1 im Winter und der Kalenderwoche 25 im Sommer gegenübergestellt. An sonnigen Wintertagen (Tag 3, 4) sind aber durchaus auch grosse Energieerträge realisierbar. Die Gesamterzeugung in der Winterwoche beträgt 31.65 kWh gegenüber 144.53 kWh in der beispielhaften Sommerwoche. Zu beachten ist, dass am Tag 2 der Sommerwoche momentane Verschattungen durch Wolken nur gemittelt eingehen. Diese können aber durchaus zu relevanten Erzeugungsminderungen führen, was ohne Puffer-Batterie zu einem höheren Netzbezug führt. Die charakteristischen Werte des PV-Erzeugungsprofis sind in Tabelle 2 aufgeführt.

PV-Erzeugung für 1 kWp Nennleistung	Wert [kWh]	Jahresanteil %
PV Jahreseerzeugung	1077.03	100
Erzeugung tagsüber zwischen 8-18Uhr	965.07	89.6
Nacht, zwischen 18-8Uhr	111.97	10.4
Sommer, vom 21.06. bis 21.09.	354.12	32.88
Winter, vom 21.12. bis 21.03.	186.23	17.29
Übergangszeit, vom 21.03.-21.06. u 21.09.-21.12.	536.68	49.83
Arbeitswoche Montag-Freitag	759.54	70.52
Wochenende Samstag/Sonntag	317.49	29.48
Durchschnittsbezug [kW]	0.123	-
Maximale Erzeugungsleistung [kW]	0.812	-

Tabelle 2: PV-Erzeugungsprofil (eigene Ausarbeitung)

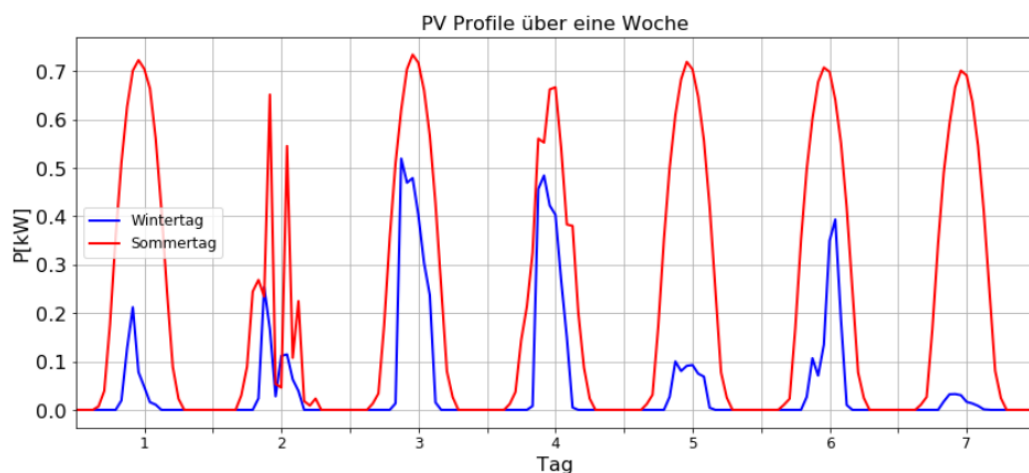


Abbildung 18: Winterwoche/ Sommerwoche PV-Erzeugung 1 kWp (eigene Ausarbeitung)

5.1.2 Historische Haushaltslastprofilen

Einzel betrachtet haben Haushalte meist einen stochastischen Verbrauchsverlauf. Generell unterliegt der Lastgang starken tageszeitlichen Schwankungen, die vom Wochentag und der Jahreszeit abhängen (siehe Abbildung 16,18 und 20). In einem Niederspannungsnetz, bei dem viele Haushalte angeschlossen sind, mitteln sich diese Verläufe jedoch wieder aus, sodass gerade auf Energieversorgerseite mit repräsentativen Standardlastprofilen (SLP) für die Lastprognose und die Kraftwerksplanung gearbeitet wird. Um auf Einzelhaushaltsebene Aussagen über den Eigenverbrauchsanteil und den Autarkiegrad machen zu können, sollten deshalb real gemessene Gesamtverbrauchsdaten vorliegen. Zukünftig wird eine automatische Aufzeichnung mit Smart-Metern mit mindestens 15-minütiger Auflösung möglich sein. Das Simulationsmodell erfordert auf 1 MWh Jahresverbrauch normierte Lastprofil Zeitreihen in 15-minütiger Auflösung. In dieser Arbeit wird das synthetische Standardlastprofil (SLP) für Haushalte H0 ohne registrierende Leistungsmessung der [BDEW nach VDEW](#) (Bundesverband der Energie- und Wasserwirtschaft) verwendet. Über einen Skalierungsfaktor kann die Zeitreihe auf den tatsächlichen Jahresstromverbrauch von z. B. 4500 kWh/a (Skalierungsfaktor = 4.5) umgerechnet werden. Der Jahresstromverbrauch ist z.B. auf der Jahresstromrechnung vom EVU aufgeführt. Abbildung 19 zeigt die Jahresganglinie der 15-minütigen mittleren Verbrauchsleistungen nach SLP H0 VDEW 1 MWh/a. Es ist erkennbar, dass Spitzenleistungen von über 0.2 kW selten auftreten. Die mittlere Leistung gibt nicht alle Leistungsspitzen, die nur für einige Minuten oder weniger im Haushalt auftreten können, wieder.

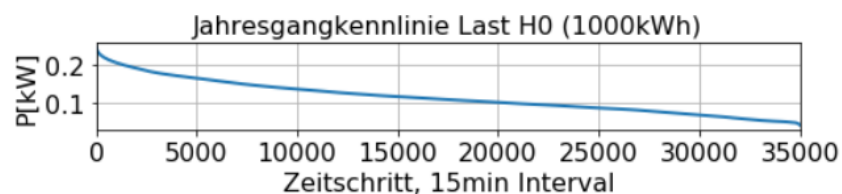


Abbildung 19: Jahresganglinie Last H0 VDEW (eigene Ausarbeitung)

In Österreich werden die synthetischen Lastprofile für Kleinkunden (siehe Abbildung 20) von der [APCS](#) Power Clearing and Settlement AG als Fahrpläne für die Lieferanten und für die Ermittlung des Ausgleichsenergiebedarfs von Bilanzgruppen zur Verfügung gestellt (Vgl. APCS 2020). Ihre Einzelleistungen schwanken mehr als die der VDEW Profile. Ihre Jahressummen sind aber nahezu identisch.

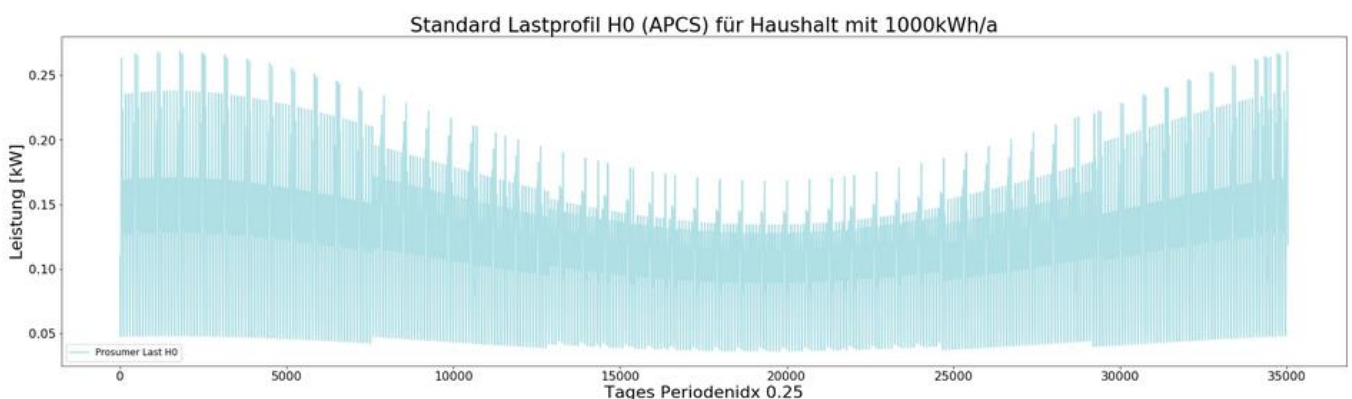


Abbildung 20: Jahresprofil Last H0 VDEW (15minüter Auflösung) (eigene Ausarbeitung)

In der Abbildung 21 wird das VDEW SLP H0 der Kalenderwoche 1 im Winter und der Kalenderwoche 25 im Sommer miteinander verglichen. Es wird sichtbar, dass im Winter fast doppelt so viel Last wie im Sommer besteht und am Wochenende weniger Leistung benötigt wird. Insgesamt unterscheiden sich die SLP Profile von VDEW und APCS in Summe nur wenig, aber der Tagesverlauf ist, wie die Abbildungen 21 und 22 zeigen, anders.

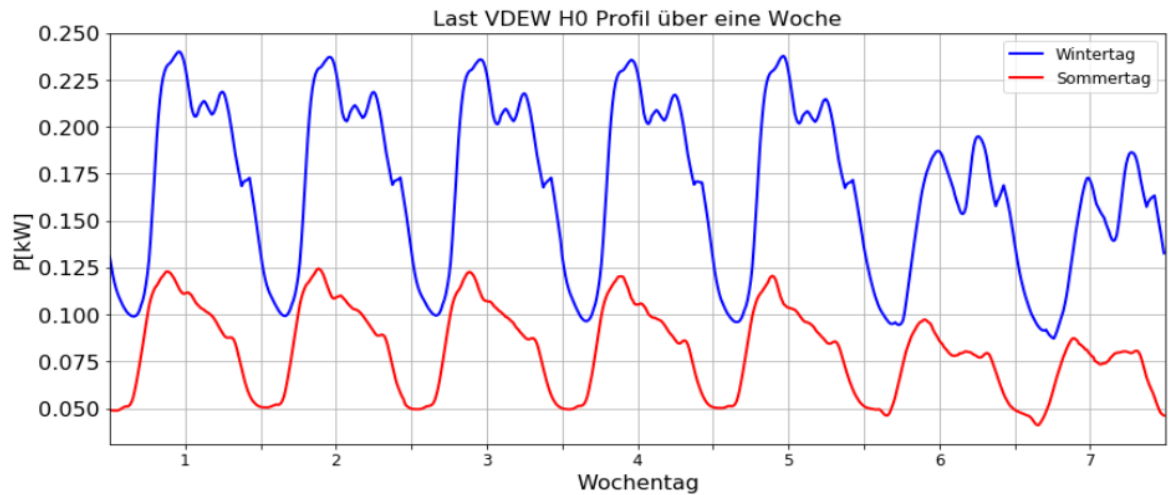


Abbildung 21: Winterwoche/Sommerwoche VDEW H0 SLP (eigene Ausarbeitung)

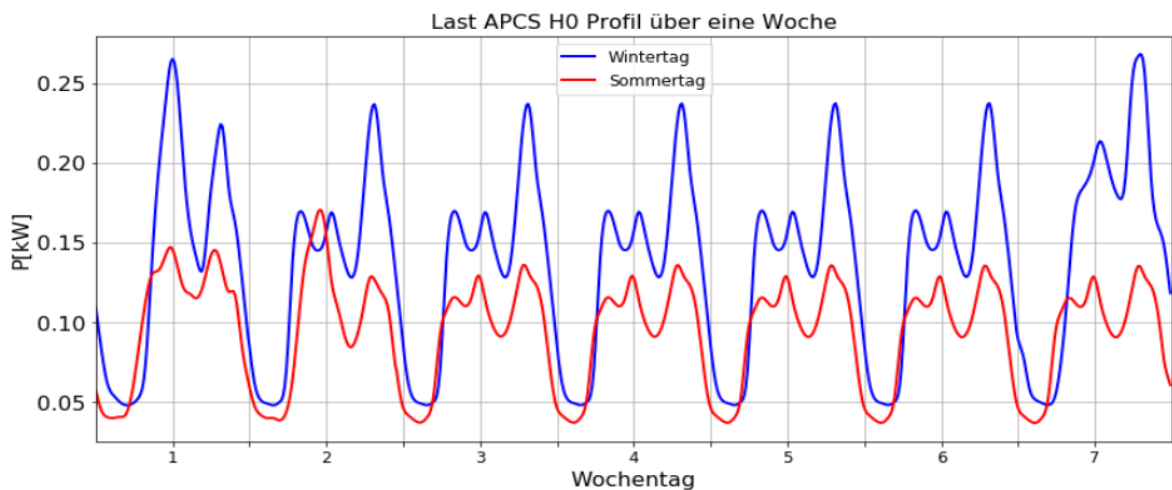


Abbildung 22: Winterwoche/Sommerwoche APCS H0 SLP (eigene Ausarbeitung)

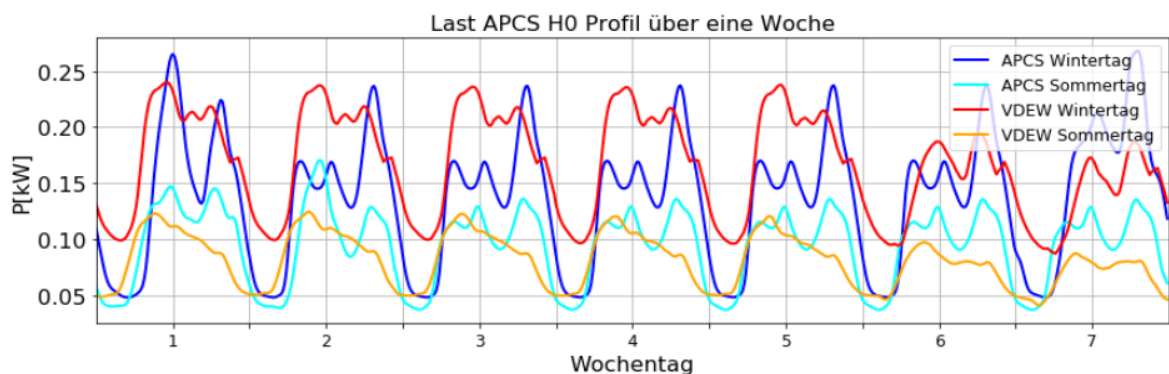


Abbildung 23: Winterwoche/Sommerwoche VDEW/ APCS H0 SLP (eigene Ausarbeitung)

In Abbildung 23 ist erkennbar, dass die beiden Profile deutlich in den aktuellen Leistungsflüssen voneinander abweichen. In Tabelle 3 sind die Summenwerte der beiden Standardlastprofile (SLP) im Vergleich eingetragen. Die Division der Werte durch 10 entspricht ihrem Anteil am Jahresverbrauch in Prozent.

Standardlastprofile H0/Kleinverbraucher 1 MWh Jahresverbrauch	VDEW [kWh]	APCS[kWh]
Jahresverbrauch	999.99	999.99
Verbrauch tagsüber zwischen 8-18Uhr	500	499.39
Nacht, zwischen 18-8Uhr	499.98	500,51
Sommer, vom 21.06. bis 21.09.	187.06	212.16
Winter, vom 21.12. bis 21.03.	315.24	288.77
Übergangszeit, vom 21.03.-21.06. u 21.09.-21.12.	497.7	399.07
Arbeitswoche Montag-Freitag	707.84	701.71
Wochenende Samstag/Sonntag	292.16	298.29
Durchschnittsbezug [kW]	0.114	0.114
maximale Bezugsleistung [kW]	0.245	0.268
minimale Bezugsleistung [kW]	0.04	0.036

Tabelle 3: Gegenüberstellung der SLP VDEW und APCS (eigene Ausarbeitung)

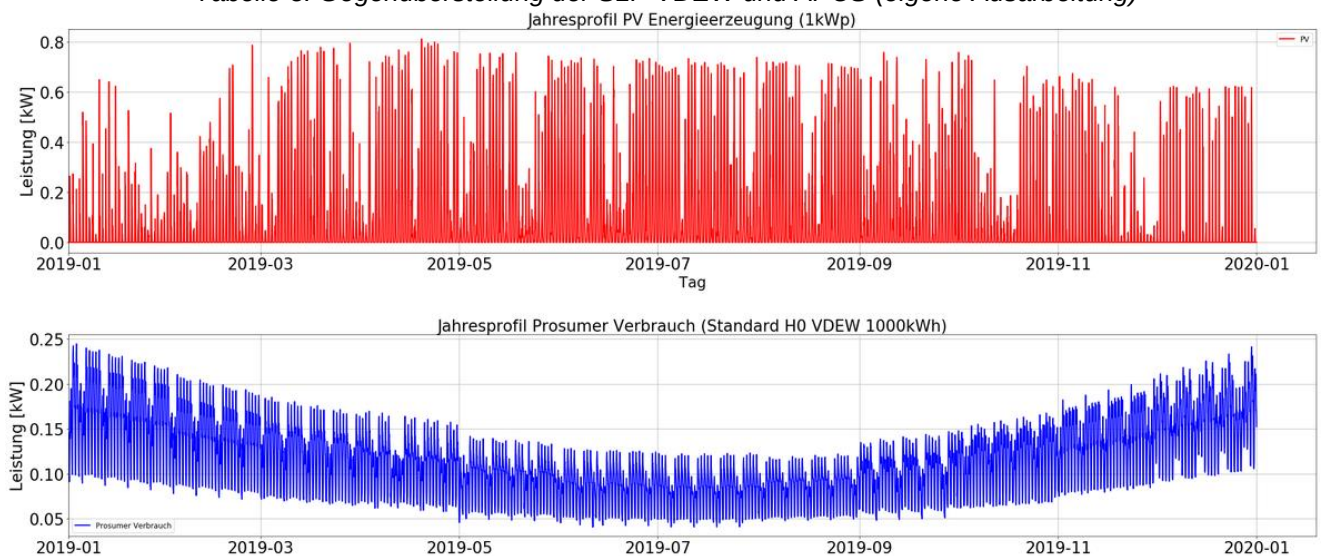


Abbildung 24: Jahresprofile der PV-Erzeugung und H0 Last VDEW (eigene Ausarbeitung)

Die in der Simulation verwendeten Eingangszeitreihen der PV-Erzeugung und des VDEW H0 SLP über ein ganzes Jahr zeigt Abbildung 24.

Zur besseren Einschätzung ist der Jahresverlauf der PV-Erzeugung gegenüber der Last und dem dadurch resultierenden Direktverbrauch in Abbildung 25 ersichtlich. Vermeintlich könnte herausgelesen werden, dass die PV-Erzeugung um einiges grösser als die Last wäre. Bei keiner Sonnenstrahlung in der Nacht ist keine PV-Produktion möglich. Das ist in dieser Auflösung der Abszisse (x-Achse) nicht einfach erkennbar. Der Direktverbrauch gibt an, wie viel von der im selben Zeitschritt erzeugten PV Leistung auch zeitgleich verbraucht wird.

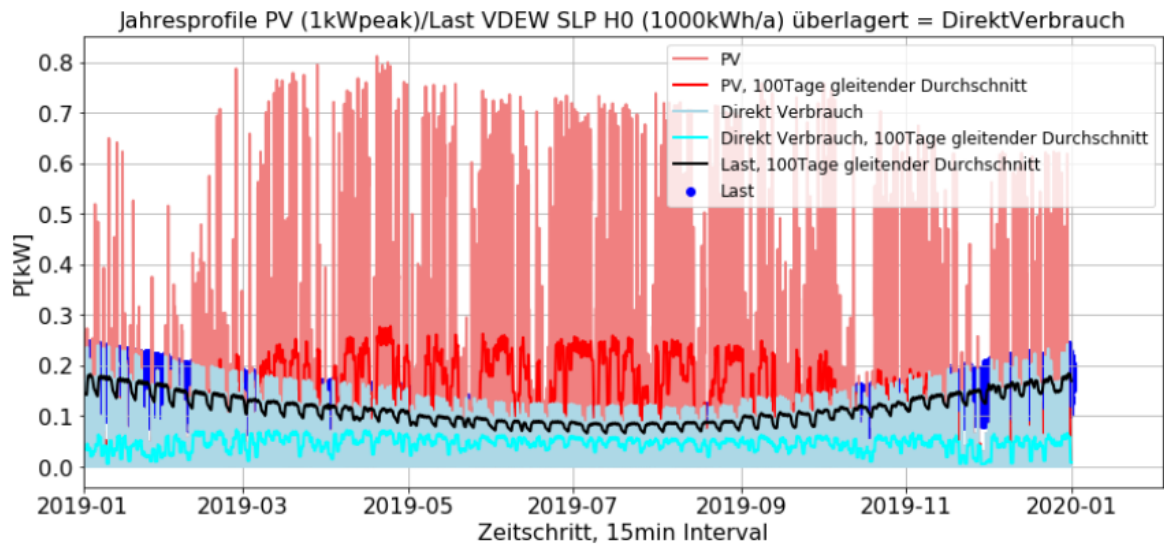


Abbildung 25: Jahresprofile der PV-Erzeugung, Last, Eigenverbrauch (eigene Ausarbeitung)

Abbildung 26 gibt die Verteilung der Gesamtdaten der Lastprofile in einem Boxplot an. Es ist ersichtlich, dass das 1. Quartil des APCS SLP tiefer als die des VDEW SLP liegt.

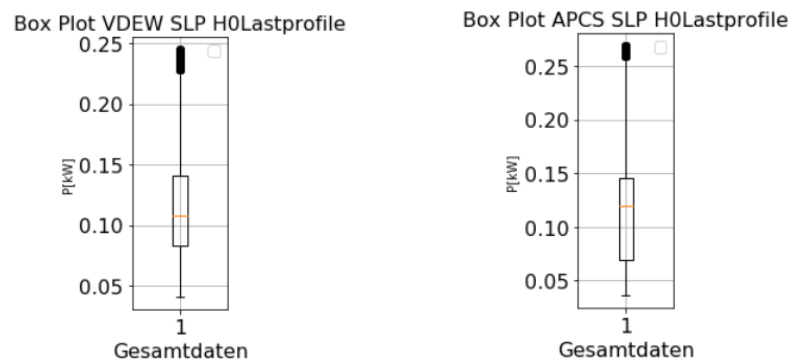


Abbildung 26: statistische Verteilung der Lasten (eigene Ausarbeitung)

5.1.3 Energiepreise

Für den Bezug von Energie aus dem Netz sowie der Rückspeisung von überschüssigem PV-Strom in das Netz, müssen ebenfalls Zeitreihen der Preise über das Jahr vorliegen. In Mitteleuropa ist üblich, dass der Netzbezug (net tarif) nt_t für Privat-Haushalte über einen zeitlich gestaffelten Tarif ($c_{out,t}$) dem Hochtarif (HT) und Niedertarif (NT) abgerechnet wird. Der Hochtarif (Tagstrom) von der VKW (Vorarlberger Kraftwerke AG (EVU in Vorarlberg)) beträgt 15.73 ct und der Niedertarif (Nachtstrom) 12.30 ct (VKW 2020). Der Niedertarif gilt für die täglichen Zeiten zwischen 22 Uhr und 6 Uhr sowie am Samstag von 13 Uhr bis Sonntag 6 Uhr und an Feiertagen (Vgl. VKW 2020). Der Rückspeisepreis (input tarif) $c_{in,t}$ in Höhe von 3.235 ct ist der Marktpreis für das zweite Quartal 2020 und ist zu allen Zeiten gleich. In Österreich ist die OeMAG zur garantierten Abnahme von dezentral erzeugtem PV-Strom verpflichtet (Vgl. PV Austria 2020). Andere EVUs zahlen eventuell höhere Preise. Das Simulationsprogramm kann nur dann sinnvoll optimieren, wenn die Rückspeisepreise immer unter den Bezugspreisen liegen. Diese Tarife werden vom Programm automatisch in Zeitreihen überführt. Feiertage werden nicht berücksichtigt. Die Energie-Preisverläufe über eine Woche sind in Abbildung 27 dargestellt.

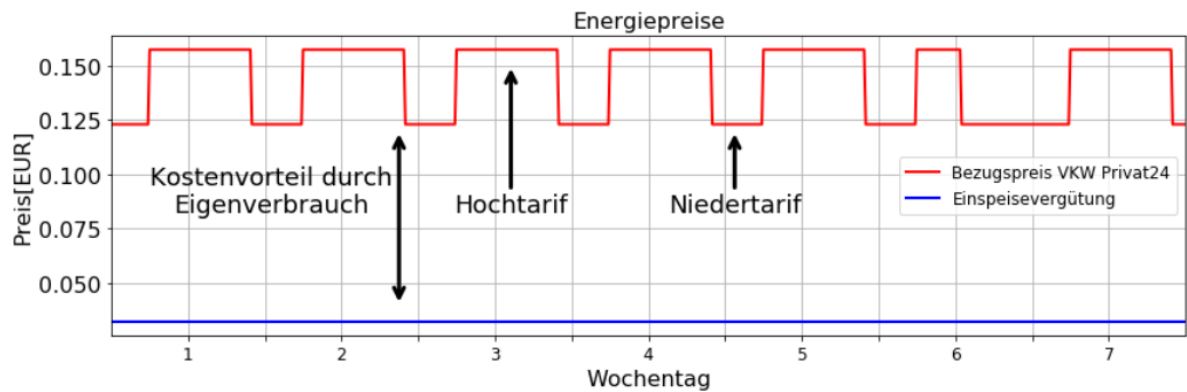


Abbildung 27: Energiepreise (Tarif) für eine Woche, VKW privat 24 (eigene Ausarbeitung)

5.1.4 Autofahrprofile und E-Auto-Verbrauchsprofile

Für die Berechnung der zeitlichen elektrischen Energieverbräuche müssen bei Berücksichtigung eines E-Autos in der Simulation auch Zeitreihen über die Benützung und somit über dem Verbrauch von einem Auto vorliegen. Die Daten wurden aus dem Ergebnisbericht zur österreichischen Mobilitätserhebung „Österreich unterwegs 2013/2014“ mit dankenswerter Voraufbereitung der Profile durch Dr. Rheinberger generiert. Die Ursprungsdaten wurden in einer grossen Erhebung über das Mobilitätsnutzungsverhalten der Österreicher in den Jahren 2013/2014 erfasst. In den aufbereiteten Daten sind die täglichen Fahrprofile von insgesamt 25 Autos mit Ab- und Ankunftszeiten sowie den jeweils dabei gefahrenen Kilometern erfasst. Für diese Arbeit wird davon ausgegangen, dass sich das Nutzungsverhalten von E-Autos von den Autos aus der Studie (Verbrenner) nicht unterscheidet. Im Simulationsmodell kann das Fahrprofil eines der 25 Autos ausgewählt werden. Alle vorliegenden Berechnungen wurden mit dem Fahrprofil des Autos Nummer 2 durchgeführt. Zur Kontrolle wurden die Optimierungsergebnisse auch durch Auswahl anderer Autos geprüft und sie weichen weniger als 1 % voneinander ab. Pro Tag sind alle Fahrten erfasst. Das Simulationsprogramm rechnet diese Fahrten über den elektrischen Energieverbrauch pro 100 km nach WLTP Angaben in den Gesamtenergieverbrauch zum Ankunftszeitpunkt in eine 15-minütigen Gesamtjahreszeitreihe in der Funktion „create_auto_profileN()“ um.

Auszug aus dem Gesamt-Datensatz:

	Tag	Auto	km	ab	an
2	0	2	[10.0]	[39.0]	[45.0]
27	1	2	[15.0]	[36.0]	[47.0]
52	2	2	[18.0, 1.0]	[68.0, 74.0]	[71.0, 80.0]
77	3	2	[28.0, 3.0]	[43.0, 67.0]	[54.0, 73.0]

Beispiel-Datenauszug für den Tag 2 für Auto Nummer 2:

Tag	idx52/2
Auto	2
km	[6.0, 6.0]
ab	[40.0, 54.0]
an	[43.0, 90.0]

In Abbildung 28 sind beispielsweise für die Kalenderwoche 1 die zurückgelegten Wegstrecken nach jeder Autofahrt als blaue Punkte und deren Fahtdauer ist mit cyanfarbigen Strichen gekennzeichnet visualisiert.

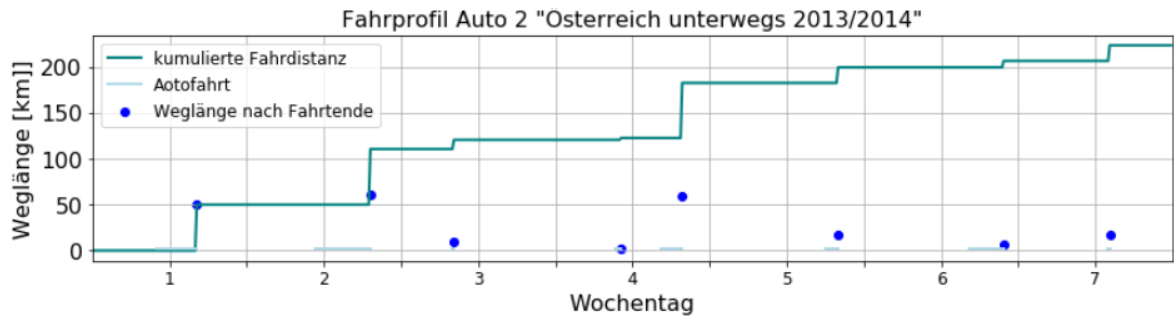


Abbildung 28: Autofahrprofil für Kalenderwoche 1
(eigene Ausarbeitung mit Daten von „Österreich unterwegs 2013/2014“)

Im Jahr fuhr das Auto Nummer 2 in Summe eine Weglänge von 16819.59 km während 460 Einzelfahrten mit einer Gesamtfahrtdauer von 2130.25 Stunden (ein Jahr hat 8760 Stunden). Die Daten wurden durch folgende Restriktionen bzgl. den Tagesoptimierungen geprüft und entsprechend korrigiert:

- bei gleicher Abfahrt- wie Ankunftszeit wird die Fahrt verworfen
- wenn die Fahrt über den Tag hinaus geht, wird die Ankunftszeit auf 23:45 Uhr gesetzt,
- wenn der Verbrauch durch die Fahrdistanz grösser als die Batterienutzkapazität ist, wird davon ausgegangen, dass während den Fahrzeiten nachgeladen wurde und der Verbrauch wird auf max. SOC max. der Autobatterie gesetzt
- wenn zum Nachladen auf den gewünschten SOC (Ladestand der Batteriekapazität) bis zum Tagesende nicht mehr genügend Zeit zur Verfügung steht, wird der Verbrauch auf die noch zu ladende mögliche Energiemenge angepasst. Anderenfalls würde die Optimierung über einen Tag keine Lösung finden.

Somit werden aus den Daten 448 Fahrten im Umfang einer Gesamtfahrdistanz von 16778.31 km im Jahr bei gleicher Gesamtfahrtdauer von 2130.25 Stunden berücksichtigt. Die durchschnittliche Fahrdistanz beträgt 37.4 km pro Fahrt und die mittlere Fahrtdauer 285 Minuten pro Fahrt. Die Verteilungen der Weglängen und der Fahrtdauer sind in der Abbildung 29 aufgeführt. Mit einem WLTP von 14.1 kWh/100 km (Tesla Model 3) ergibt sich ein jährlicher elektrischer Energiebedarf für das Nachladen der E-Autobatterie von 2442.56 kWh (Elektroautos mit Angaben gemäss WLTP 2020). Um diesen Betrag vergrößert sich die ursprüngliche Last vom SLP H0 Profil.

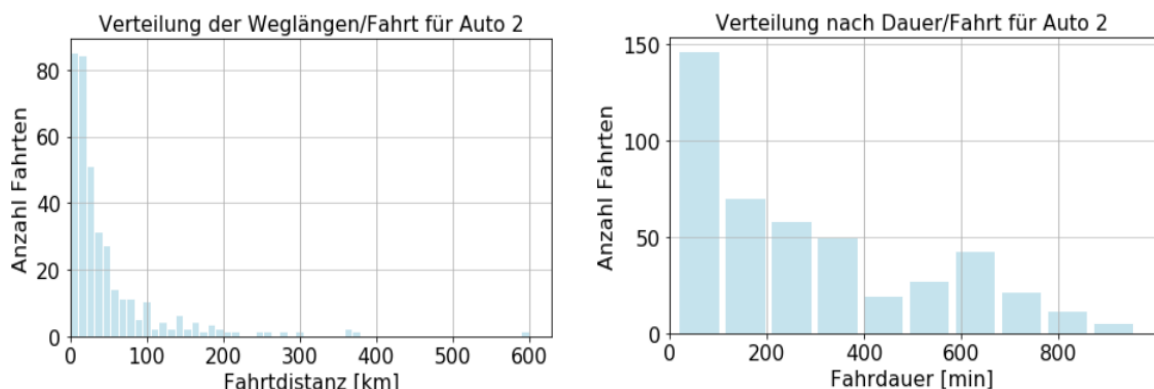


Abbildung 29: Verteilung der Autofahrten
(eigene Ausarbeitung mit Daten von „Österreich unterwegs 2013/2014“)

5.2 Modellbildung der Tagessimulation

Erinnerung: Die Simulation geht davon aus, dass alle Komponenten über Wechselstrom angebunden sind.

Deshalb ist auch nur ein Bilanzierungsknoten zu berücksichtigen. Im Leistungs-Bilanzknoten kommen die Leistungsflüsse

- der PV-Anlage p_t ,
- des Netzanschlusses n_t (positive Werte für den Bezug ($n_{out,t}$) und negative Werte für Rückspeisung ($n_{in,t}$) ($n_t = n_{out,t} - n_{in,t}$ für $n_{out,t} \geq 0$ und $n_{in,t} \geq 0$),
- der stationären Batterie im Haus die Ladeleistung $b_{in,t}$ und die Entladeleistung $b_{out,t}$,
- der Haushaltsverbrauchsleistung h_t ($h_t \geq 0$) und
- der E-Autoverbrauchsleistung s_t ($s_t \geq 0$) zusammen.

Die Zeitreihen der Leistungsflüsse der PV-Anlage und des Haushaltsverbrauches sind exogen in 15-minütiger Auflösung vorgegeben. Die vom Modell abhängigen Leistungsflüsse des Netzanschlusses, der stationären Batterie und der E-Autobatterie sind vom Modell-Solver zu optimieren. Sie sind deshalb die Entscheidungsvariablen dieser linearen Programmierung.

Ebenfalls abhängig von der Komponentenauswahl wird der Bilanzknoten über folgende Nebenbedingung definiert (Funktion „mod_balance()“) (Formel (8)):

$$n_t + p_t + b_{out,t} = h_t + b_{in,t} + s_t \quad (8)$$

5.3 Parametrisierung des Netzanschlusses

Beim Netzanschluss werden die maximale Bezugsleistung $n_{max,out}$ und die maximale Einspeiseleistung $n_{max,in}$ parametrisiert. Diese sind als Nebenbedingungen im Modell als Grenzen der Entscheidungsvariablen n_t in der Funktion „mod_power()“ berücksichtigt.

5.4 Modellbildung der PV-Anlage

Die PV-Anlage p_t wird im Simulationsmodell in der Funktion „create_PVdata()“ nach der Art berücksichtigt, dass das exogene PV-Erzeugungsprofil mit dem Wirkungsgrad des Wechselrichters multipliziert wird. Der Wirkungsgrad η wird mit 95 % (Parameter 'PV_eta_out') angenommen.

$$p_t = pv_t * \eta * PVscalefactor \quad (9)$$

5.5 Modellbildung und Parametrisierung der Haushaltslast

Die Haushaltslast h_t wird im Simulationsmodell mit der Funktion „create_prosumerload_yearVDEW()“ (bzw. „create_prosumerload_yearAPCS()“) aus der CSV Datei ins Modell geladen. Zu beachten ist hier, dass dieses Standardprofil über einen Skalierungsfaktor auf eine beliebige Jahreshaushaltslast skaliert werden kann.

$$h_t = h_{SLP,t} * LASTscalefactor \quad (10)$$

5.6 Modellbildung des stationären Speichers und der E-Auto Batterie

Kaschub (2017, S. 60) hat sehr ausführlich die Modellbildung einer E-Auto Batterie für eine wirtschaftliche Betrachtung durch eine lineare Optimierung untersucht. Dabei hat er den Alterungseinfluss der Batteriekapazität in zwei Faktoren unterschieden. Einmal die zyklische Alterung, die mit steigender Zyklientiefe und steigender Zyklenanzahl zunimmt. Andererseits die kalendarische Alterung, die während der Lagerung durch höhere Temperaturen und fallender Kapazität zunimmt (Vgl. Kaschub 2017, S. 60). Für das Simulationsmodell sind die Ladeleistung pro Zeitperiode t und der daraus resultierende SOC der stationären sowie der E-Auto Batterie entscheidend. Die Berücksichtigung der Lebensdauer und somit der nutzbaren Kapazität ist bei Tagesoptimierungen nahezu unbedeutend, gewinnt aber bei Ganzjahressimulationen an Bedeutung. Kaschub unterteilt das Laden eines LI-Akkus in zwei Phasen. Bei der Hauptladungsphase wird solange mit konstantem Strom (konstante Ladeleistung) geladen, bis die maximale Spannung von z. B. 4.2 V erreicht ist. In der darauffolgenden zweiten Ladephase wird ab einem bestimmten SOC ($\sigma * S_{max}$) mit konstanter Spannung weitergeladen und der Strom und die Ladeleistung nehmen dabei ab (Vgl. Kaschub 2017, S. 72). Bei der Berechnung des Basismodells mit der Haushaltslast und der E-Auto Last wird das Vollladen der E-Auto Batterie mit konstanter Ladeleistung $s_t = s_{max}$ bis zum gewünschten SOC (S_t) angewendet.

5.6.1 E-Autobatterie

Bei der Simulation wird die E-Auto Batterie über die zuvor beschriebenen Ladephasen geladen, da sie nach Kaschub (2017, S. 72) das Verhalten von LI-Batterien am besten abbilden (siehe Abbildung 30). In dieser Arbeit wird dieses Modell noch um die Grenzen der maximalen $s_{max,in}$ und minimalen Ladeleistung $s_{min,in}$ mit der die E-Autobatterie geladen werden kann erweitert. Dabei muss sich die aktuelle Ladeleistung s_t in den Grenzen $s_{min} \leq s_t \leq s_{max}$ bewegen. Es ergibt sich die Formel (11) für die Berechnung der SOC abhängigen Ladeleistung s_t der E-Autobatterie zu jeder Zeitperiode t .

$$s_t \leq - \frac{s_{max,in} - s_{min,in}}{(1 - \sigma) * s_{max,in}} * \frac{S_t - S_{t+1}}{2} + \frac{s_{max,in} - \sigma * s_{min,in}}{(1 - \sigma)} \quad (11)$$

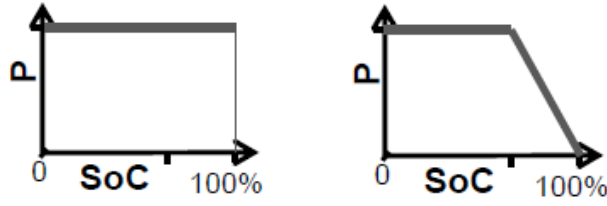


Abbildung 30: Ladestrategien links: Vollladen, rechts: Ladephasen (Kaschub 2017, S. 74)

Mit der Formel (12) wird der Ladestand S_t (SOC) an den Zeitpunkten t der E-Autobatterie mit dem Ladewirkungsgrad $\eta_{s,in}$ und dem WLTP Verbrauch mal der zuvor gefahrenen Strecke g_{t-1} des Autos berechnet und beim Ankunftszeitpunkt wird dieser Verbrauch vom S_t (SOC) abgezogen.

$$S_t = S_{t-1} + \eta_{s,in} * s_{t-1} * \Delta t - (WLTP * g_{t-1}) * \Delta t \quad (12)$$

φ_t aus den Eingangszeitreihen zeigt an, wann das Auto unterwegs ist. φ_t ist für alle Zeitperioden 1 wenn das Auto fährt. Ansonsten wenn $\varphi_t = 0$ ist, wird angenommen, dass das Auto geladen werden kann. Um bei der E-Autobatterie beim Laden die Ladeleistung $s_t \geq s_{min,in}$ zu erzwingen, wird die binäre Variable α_t eingeführt, die in jeder Zeitperiode t in der geladen wird 1 ist, ansonsten 0. Sie wird mit der Formel (13) auf 0 gezwungen, wenn das Auto fährt ($\varphi_t = 1$).

$$\alpha_t \leq (1 - \varphi_t) \quad (13)$$

Die Ladeleistung darf beim Laden nicht kleiner als $s_{min,in}$ und nicht grösser als $s_{max,in}$ sein. (Formel (14)).

$$\alpha_t * s_{min,in} \leq s_t \leq \alpha_t * s_{max,in} \quad (14)$$

Allerdings wird aus Berechnungsperformanzgründen nur beim unterbrechungsfreien Laden für die Ladeleistungsreduktion in Ladephase 2 diese binäre Variable α_t verwendet. Ansonsten wird davon ausgegangen, dass nicht die ganze Zeitperiode t zum Laden genutzt werden muss, wenn s_t nur $\leq s_{max,in}$ sein soll (Resultat: Laden auf gewünschten SOC ist früher abgeschlossen). Die aktuelle Ladeleistung s_t muss sich somit in jeder Zeitperiode t innerhalb der Grenzen aus Formel (15) befinden.

$$s_t \leq (1 - \varphi_t) * s_{max,in} \quad (15)$$

Die Simulation ermöglicht auch die Betriebsart „unterbrechungsfreies Laden“ während einer Parkperiode anzuwenden. Das hat den Grund, dass wenn einmal angefangen wird zu laden, auch mindestens auf den vorgegebenen SOC S_t in aufeinanderfolgenden Zeitperioden geladen wird. Eine Parkperiode beinhaltet alle Zeitperioden während des Parkens ($\varphi_t = 0$). Über die binäre Variable α_t werden die Parkperioden nach Formel (16) implementiert. Dabei wird innerhalb der Parkperiode die Anzahl „Aufladen-Flankenwechsel“ (Wechsel von nicht Laden auf Laden und umgekehrt) auf kleiner gleich zwei erzwungen.

$$\sum_{s \in \text{Parkperiode}} |\alpha_s - \alpha_{s-1}| \leq 2 \quad (16)$$

In der linearen Programmierung sind Absolutbeträge wegen der Nicht-Linearität von $|\alpha * \alpha|$ nicht abbildbar. Die Absolut-Funktion wird deshalb über die Nebenbedingung durch folgende Formel $|\alpha_s - \alpha_{s-1}|$ modelliert (Vgl. stackexchange awkward 2020).

$$-w_s \leq \alpha_s - \alpha_{s-1} \leq w_s \quad \forall s \in \text{Parkperiode}, w_{s0} = \alpha_{s0} \quad (17)$$

$$\text{Ist gleichbedeutend mit } \alpha_s - \alpha_{s-1} \leq w_s, \alpha_{s-1} - \alpha_s \leq w_s \quad (18)$$

Mit folgender Nebenbedingung (Formel (19)) werden die minimalen und maximalen SOC Grenzen des aktuellen SOC S_t der Batterie zu jedem Zeitpunkt t erzwungen

$$S_{min} \leq S_t \leq S_{max} \quad (19)$$

Der SOC zu Tagesanfang S_0 soll gleich dem SOC vom Tagesende $S_{NZpkte-1}$ und $\geq S_{min,end}$ sein. Bei der ebenfalls umgesetzten Ganzjahresoptimierung zu Testzwecken soll der SOC S_t zum Abfahrtszeitpunkt mindestens einen SOC $\geq$ Verbrauch der darauffolgenden Fahrt aufweisen.

5.6.2 Modellierung des stationären Batteriespeichers

Der Ladestand B_t (SOC) zu jedem Zeitpunkt t der stationären Batterie wird über die Formel (20) durch Berücksichtigung der Endlade- ($\eta_{b,out}$) und Ladewirkungsgrade ($\eta_{b,in}$) modelliert. Wobei die Ladeleistungsgrenzen $b_{in,max}$ und die Entladegrenzen $b_{out,min}$ als Nebenbedingungen berücksichtigt (mindestens jeweils ≥ 0) werden.

Verbesserung: Das Modell könnte noch um die adaptive Ladeleistung je nach SOC B_t wie für die E-Auto Batterie Modellierung angewendet, erweitert werden.

$$B_t = B_{t-1} + (\eta_{b,in} * b_{in,t-1} - \frac{1}{\eta_{b,out}} * b_{out,t-1}) * \Delta t \quad (20)$$

Mit folgender Nebenbedingung (Formel (21)) werden die minimalen und maximalen SOC Grenzen des aktuellen SOC B_t der Batterie zu jedem Zeitpunkt t erzwungen

$$B_{min} \leq B_t \leq B_{max} \quad (21)$$

Der SOC zu Tagesanfang B_0 soll gleich dem SOC vom Tagesende $B_{NZpkte-1}$ und $\geq B_{min,end}$ sein. Weitere Einschränkung siehe das Kapitel mit den Ergebnissen.

Gleichzeitig wird über die Nebenbedingung in Formel (22) über die Binärvariablen $\beta_{in,t}$ (1 = Batterie wird geladen) und $\beta_{out,t}$ (1= Batterie wird entladen) festgelegt, dass kein gleichzeitiges Laden und Entladen der stationären Batterie möglich ist. Es kann nur entweder geladen oder entladen werden, nicht beides gleichzeitig.

$$\begin{aligned} b_{in,t} &\leq \beta_{in,t} * b_{max,in} \\ b_{out,t} &\leq \beta_{out,t} * b_{max,out} \\ \beta_{in,t} + \beta_{out,t} &\leq 1 \end{aligned} \quad (22)$$

5.7 Formulierung der Zielfunktionen

Die Simulation soll die Forschungsfragen über das gegebene Energiemodell beantworten, ob über ein Jahr betrachtet, mit gemischt-ganzzahligen linearen Tagesoptimierungen, die Energiekosten verringert werden können und wie sich dabei der Eigenverbrauchsanteil und der Autarkiegrad entwickeln.

5.7.1 Tages-Energiekostenminimierung

Mit der Zielfunktion der „Minimierung der Energiekosten“ der linearen Optimierung wird durch Steuerung der Leistungsflüsse benutzerfreundlich nach der minimalen Netzbezugs-kostensumme ($c_{out,t}$) und der maximalen Einspeiseerlössumme ($c_{in,t}$) am Tag gesucht.

$$\text{minimiere} \quad \sum_{t=0}^{N_{Zprden}-1} (c_{out,t} * n_t^+ - c_{in,t} * n_t^-) * \Delta t \quad (23)$$

Über die Formel (24) kann zwischen Netzbezug (n_t^+) und Netzeinspeisung (n_t^-) unterschieden werden. Die Simulation berücksichtigt nur Einspeiseerlöse bzw. Netzbezugs-kosten und keine Investitions-, Abschreib- und Speicherbenutzungskosten. Sie orientiert sich somit an der Netzenergiebezugsminimierung unter Berücksichtigung der Tarife und ist eine Grenzkostenrechnung.

$$\begin{aligned} \text{minimiere} \quad & \sum_{t=0}^{N_{Zprden}-1} k_t \\ & k_t \geq c_{out,t} * n_t * \Delta t \\ & k_t \geq c_{in,t} * n_t * \Delta t \end{aligned} \quad (24)$$

Die Entscheidungsvariable k_t soll dabei zu jedem Zeitschritt t grösser gleich ($\geq$) dem Rückspeiseerlös (für die eingespeiste Energie) und dem Bezugpreis sein. Diese Nebenbedingung gibt den Verlauf der Entscheidungsvariablen k_t wie Abbildung 31 zeigt vor. Die Summe aller Preise soll minimiert werden.

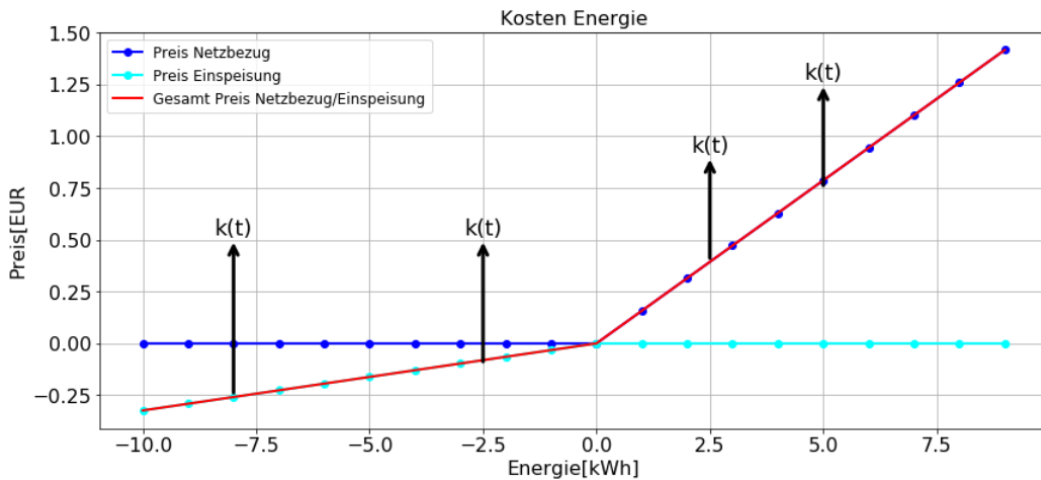


Abbildung 31: die Entscheidungsvariable k_t soll immer $\geq$ als Netzbezug oder die Einspeiseerlöse sein (eigene Ausarbeitung)

5.7.2 Eigenverbrauchsanteilmaximierung

Bei der Zielfunktion der „Maximierung des Eigenverbrauchsanteils“ soll möglichst viel des eigenerzeugten PV-Stroms selbst genutzt werden (Formel (25)). Der Eigenverbrauchsanteil ist wie in Formel (2) definiert.

$$\text{maximiere} \quad \frac{\sum_{t=0}^{N_{Zprden}-1} (p_t - n_t^-) * \Delta t}{\sum_{t=0}^{N_{Zprden}-1} p_t * \Delta t} \quad (25)$$

Da die Summe der PV-Erzeugung über eine Tagesperiode konstant ist, kann Formel (25) zu Formel (26) vereinfacht werden.

$$\text{maximiere} \quad \sum_{t=0}^{N_{Zprden}-1} (p_t - n_t^-) * \Delta t \quad (26)$$

Aus dem gleichen Grund wie vorhin, kann Formel (26) weiter auf Formel (27) reduziert werden. Sie besitzt dieselbe Lösungsmenge wie Formel (26) (wegen Multiplikation mit -1).

$$\text{minimiere} \quad \sum_{t=0}^{N_{Zprden}-1} n_t^- * \Delta t \quad (27)$$

Diese Zielfunktion kann nun über die weitere Entscheidungsvariable e_t für die Einspeisung in der Zeitperiode t mit der neuen Zielfunktion nach Formel (28)

$$\text{minimiere} \quad \sum_{t=0}^{N_{Zprden}-1} e_t * \Delta t \quad (28)$$

und den zusätzlichen Nebenbedingungen $e_t \geq -n_t^-$ und $e_t \geq 0$ (e_t ist nur der negative Netzbezug, also Einspeisung und der soll minimiert werden) implementiert werden.

5.8 Basismodell für den Vergleich mit der Optimierung

Um die Ergebnisse der verschiedenen Simulationen miteinander vergleichen zu können, wird von den folgenden zwei Ausgangsmodellen ausgegangen

- Energiesystem mit Haushaltslast und einer PV-Erzeugung. (Basis Modell 1)
- Gleiches Energiesystem, aber mit zusätzlichem E-Auto Verbrauch (Basis Modell 2)

Die Simulation berechnet diese Ausgangsvarianten bei jeder anderen Variante zum Vergleich stehts mit.

Basis Modell 1: Das einfachste Szenario ist jenes, wenn nur das Profil der PV-Erzeugung und das Profil der Haushaltslast ohne E-Auto nachladen und ohne die stationäre Batterie betrachtet wird. Dabei werden die Leistungsflüsse der Profile in jeder Zeitperiode t bilanziert und für die Kostenermittlung mit den Netzkpreisen verrechnet bzw. für den Eigenverbrauchsanteil und den Autarkiegrad der Direktverbrauch bestimmt.

Basis Modell 2: Bei der Vergleichssimulation ohne Optimierung wird bei Berücksichtigung des E-Autos der Verbrauch der letzten Fahrt an ihrem Ankunftszeitpunkt sofort mit konstanter Ladeleistung $s_t = s_{max,in}$ während allen Zeitperioden t der Parkperiode solange nachgeladen, bis der Verbrauch wieder kompensiert ist.

$$S_{s0Parkperiode} = S_{t-1} - (WLTP * g_{t-1}) * \Delta t \quad (29)$$

$$S_t = S_{s0Parkperiode} + \sum_{s \in Parkperiode} (\eta_{s,in} * s_{max,in}) * \Delta t$$

Ebenso werden immer die Lastsumme, der Netzbezug und über den Tarif die Netzbezugs-kosten mit und ohne PV-Erzeugung berechnet.

$$(n_t - h_t) = 0 \parallel (p_t + n_t - h_t) = 0$$

$$\sum_{t=0}^{N_{Zprden}-1} (c_{out,t} * n_t^+ - c_{in,t} * n_t^-) * \Delta t \quad (30)$$

5.8.1 Anlagendimensionierung der Simulation

Für die Dimensionierung eines PV-Speichersystems wird sehr oft die 1:1:1 Regel empfohlen und angewandt (Vgl. Bergner & Quaschnig, Sinnvolle Dimensionierung von Photovoltaikanlagen für Prosumer 2019), (Energieinstitut 2020). Sie besagt, dass die PV-Anlage und der stationäre Batteriespeicher gleich gross, wie die Last/1000 dimensioniert sein soll.

Alle Simulationen in dieser Arbeit ohne Anlagenvariation werden immer auf eine

- 5 MWh Jahreshaushaltslast nach SLP H0 VDEW mit
- einer PV-Anlage von 5 kWp mit dem Erzeugungsprofil von 1 kWpeak Nennleistung und einem spezifischen Energiejahresertrag von 1133 kWh und einer
- stationären Batterienutzkapazität von 5 kWh und
- bei Berücksichtigung des E-Autoverbrauches das Fahrprofil von Auto Nummer 2 aus Österreich unterwegs 2013/2014 berechnet.

5.8.2 Erklärung der Parametrierung des Simulationsprogramms

Das Simulationsprogramm ist in Python (Version 3.7.4) als Jupyter Notebook (Version 6.0.3) erstellt und verwendet den Gurobi Solver. Das Programm ist in Funktionen aufgeteilt. Ohne Anpassungen ist das Programm mit

- den Inputdaten „PV 2015 sueden 1kWp.csv“ für das spezifische PV-Erzeugungsprofil,
- mit „SyntLoad2019VDEW.csv“ für das normierte SLP H0 Lastprofil und
- den Automobilitätsprofilen in der Datei „OeU_FZE_KRv4.pickle“ (von Dr. Rheinberger („Österreich unterwegs 2013/2014“)) ausführbar.

Dazu muss im Programmbereich die Inputdaten-Einlesefunktion parametrisiert und ausgeführt werden. Danach kann je nach Betriebssystem, entweder für Linux die Ray (docs.ray.io 2020) Parallelisierung-Routine oder die Windowsroutine für die Simulation ausgeführt werden. Nach Beendigung der Berechnung werden je nach Simulationsmodell und der Analyseart, entsprechende Unterordner mit Resultatsdateien erstellt (z. B. Tagesoptimierungsgrafiken mit Debug (=True) und Loglevel >0).

Parameter	Simulationsart	Basis 1 Last/PV	Basis 2 Last/PV/ Auto	Modell 3 Last/PV/ Bat/Auto	Modell 4 Last/PV/Bat/ Auto,Ladephasen	Modell 5 Last/PV/Bat/Auto, unterbrechungs- freie Ladephasen
Zeitbereich	-Iteration -Varianten f EVA/AG -Full mit Skalierung	365 Tage	365 Tage	365 Tage	365 Tage	365 Tage
Batteriespeicher	Iteration	-	-	5 kWh	5 kWh	5 kWh
Batteriespeicher	Varianten	-	-	0-12.5 kWh	0-12.5 kWh	0-12.5 kWh
Batteriespeicher	Full mit Skalierung	-	-	0-10 kWh	0-10 kWh	0-10 kWh
Verwende Bat	-Iteration -Varianten f EVA/AG -Full mit Skalierung	false	false	Both	Both	true
Verwende Auto	-Iteration -Varianten f EVA/AG -Full mit Skalierung	false	true	Both	Both	Both
Verwende Auto mit Ladephasen	-Iteration -Varianten f EVA/AG -Full mit Skalierung	false	false	false	true	true
Verwende Auto mit unterbrechungsfrei Ladephasen	-Iteration -Varianten f EVA/AG -Full mit Skalierung	false	Both	false	false	true
Zielfunktion	Cost/ EVA	-	Both	Both	Both	Both

Tabelle 4: Simulationsmodelle (eigene Ausarbeitung)

Tabelle 4 zeigt alle Arten der möglichen Simulationmodelle, die analysiert werden können. Beispiel: Berücksichtigung des stationären Batteriespeichers im Modell:

Dazu muss der Parameter `cfga['bUse']` auf True gesetzt werden. Nun werden z. B. bei der Simulationsart *Iteration* für alle im ausgewählten Bereich liegenden Tage, Tagesoptimierungen durchgeführt. (Parameter `indday = np.arange(265,281)` für z. B. die Tage vom 265 bis 280 im Jahr). Beim Modell Last/PV/Auto wird bei der Optimierung nach Kosten (`cfga['Zielfkt'] = 'cost'`) dann der stationäre Batteriespeicher als Optimierungs-Flexibilität berücksichtigt.

Somit gibt es mindestens 48 verschiedene Simulationsmodelle und darüber hinaus noch die Variationen der PV-Anlagen kWp, des Batteriespeichers und der Haushaltslast.

Die Komponentenparameter und die allgemeinen Parameter können in folgenden Funktionen eingestellt bzw. angepasst werden:

set_data_time() , für die Zeitreihen und Zeitschrittauflösung
 set_cfg_general(), für die Angabe der Inputdateien und Ergebnisdateien etc.
 set_cfg_netprices(), für die Abbildung und Erstellung der Netzpreiszeitreihen
 set_cfg_net() für die maximale Netzbezug- und Einspeiseleistung
 set_cfg_battery(), für den Batteriespeicher (C-Rate, Anfangs- und End SOC)
 set_cfg_car(), für das Auto, wie WLTP, Auswahl des Autos aus den „Österreich unterwegs 2013/2014“ Datensatz, reduzierte Ladeleistung ab bestimmtem SOC (S_t).

Beachte: Die Grundparameter und Inputprofile werden beim ersten Mal eingelesen und in der Datei „MA_Opti_Prosumer_MR_Data.pickle“ gespeichert. Nur diese Datei wird bei erneuter Ausführung der gesamten Simulation verwendet.

Für die gleichen Ergebnisse der Tagesoptimierungen für jeden Tag eines ganzen Jahres, wie in der vorliegenden Arbeit, muss bei Verwendung von Ray für die Parallelisierung unter Linux der Calcmode = *iteration* lauten. Die Skalierungsfaktoren müssen für die Batterie-nutzkapazität von 5 kWh, der PV von 5 kWp und der Last von 5 MWh jeweils wie folgt angegeben werden.

```

bStart = 5           #0,  batteryscale Start
bEnd = 6             #11, batteryscale End
lastStart= 5         #1,  lastscale Start
lastEnd=6            #11, lastscale End
pvStart=5            #0,  pvscale Start
pvEnd=6              #11, pvscale End
cfga['bUse'] = True   # verwende den stationären Batterie Speicher
cfga['aUse'] = True   # berücksichtige das Auto (Verbrauch, Laden)
cfga['aucUse']=False  #unterbrechungsfreies Laden des Autos
cfga['areduction']=False # Ladeleistungsreduktion ab bestimmtem SOC
  
```

Es werden bei den Iterationen über einen Zeitbereich (z. B. ein Jahr) entsprechende Ergebnisdateien im CSV Format erstellt (Tages- und Jahressummen, Grafiken der Tagesverläufe). Der Header der Dateien sieht ähnlich, wie in Tabelle 5 aus (je nach Zusammensetzung für 1 Tag oder für den angegebenen Tagesbereich, z. B. 1 Jahr. Beispiel Dateinamen: „FullYear_cost_555Sum.csv“. Zusammensetzung der Tagesoptimierungen für das ganze Jahr.

5.8.3 Basis Modell 1: Haushaltslast 5 MWh, PV-Erzeugung mit 5 kWpeak

Für die Grundvariante mit Last und PV-Erzeugung (aber ohne stationäre Batterie und ohne E-Autobatterie laden) dem Basis Modell 1 entstehen somit bei Jahresprofilen von 5 MWh Last nach SLP H0 VDEW und PV-Erzeugung von 5385 kWh variable Gesamtkosten von 318 EUR im Jahr. Es wird vom Netz 3018 kWh Energie bezogen und 3403 kWh eingespeist. Dies führt zu einem Gesamtnetzeinspeisung von 385 kWh (siehe auch Tabelle 5). Würde die komplette, von der PV erzeugte Energie eingespeist werden, wie bei Anlagen mit hoher Einspeisevergütung bisher üblich, würde bei den geringen Einspeisepreisen Erlöse von 174 EUR/Jahr generiert werden. Die Last ohne Abdeckung durch PV-Erzeugung kostet bei dem vorgegebenen Tarifmodell 735 EUR/Jahr. D. h. mit PV erspart man sich ohne Optimierung 417 EUR/Jahr (20 Jahre Betrieb der PV-Anlage = 8340 EUR Gesamtersparnis). Der Eigenverbrauchsanteil beträgt bei einem Direktverbrauch von 1981.9 kWh im Gesamtjahr 36.8 % und der Autarkiegrad ist ohne Optimierung 39 %.

Alle Ergebnisse und Erläuterungen, die das Simulationsprogramm für das Gesamtjahr berechnet, sind in Tabelle 5 abgebildet. Die Ergebnisstruktur der Werte ist für die weiteren Ganzjahressimulationen ohne Variation der Batterienutzkapazität, Last und PV-Erzeugung

ähnlich wie in Tabelle 5. In Abbildung 33 sind nochmals der Leistungsfluss der Last, der ohne Optimierung genau dem SLP H0 5 MWh entspricht, die Energiekosten, der Eigenverbrauch und der Autarkiegrad über das Jahr mit einer 20 Tage Durchschnittslinie dargestellt.

Ergebnis	Wert	Erklärung
Battery_max	0	Batterienutzkapazität [kWh]
LoadScale_H0	5	Jahresgesamt Haushaltslast [MWh]
PVkWp	5	PV Nennleistung [kWpeak]
EVAMW	0.5322	Mittelwert Eigenverbrauchsanteil aller Tage
EVAYear	0.3680	EVA für das gesamte Jahr (Jahresenergiemengen)
EVAStd	0.283	Standardabweichung der einzelnen Tages-EVA
EVANormMW	0.5322	Mittelwert Eigenverbrauchsanteil aller Tage mit allen Lasten und PV ohne Optimierung (Vergleichszahl), hier ohne Optimierung ist EVANormMW = EVAMW
EVAYearNorm	0.3680	EVA für das gesamte Jahr (Jahresenergiemengen) mit allen Lasten und PV ohne Optimierung (Vergleichszahl)
NetCostOptiMW	0.8728	Mittelwert Energiekosten mit Optimierung aller Tage [EUR]
NetCostOptiSum	318.60	Gesamt Energiekosten mit Optimierung aller Tage [EUR]
NetCostOptiStd	0.8162	Standardabw. der Energiekosten mit Optimierung [EUR]
AutarkyMW	0.4261	Mittelwert Autarkiegrad mit Optimierung aller Tage
AutarkyYear	0.3963	Autarkiegrad für das gesamte Jahr
AutarkyStd	0.1637	Standardabw. AG
AutarkyNormMW	0.426	Mittelwert AG aller Tage mit allen Lasten und PV ohne Optimierung (Vergleichszahl), hier ohne Optimierung ist AutarkyNormMW = AutarkyMW
AutarkyYearNorm	0.3963	AG für das gesamte Jahr (Jahresenergiemengen) mit allen Lasten und PV ohne Optimierung (Vergleichszahl)
NetCost_LoadMW	2.0154	Mittelwert der Energiekosten der gesamten Last (je nach Variante, hier nur Haushaltslast 5MWh) [EUR]
NetCost_LoadSum	735.64	Gesamt Energiekosten der gesamten Last [EUR]
NetCost_LoadStd	0.5297	Standardabw. der Gesamtenergiekosten
NetCost_LoadPVMW	0.8728	MW der Energiekosten der Last – PV-Erzeugung [EUR]
NetCost_LoadPVSum	318.603	Gesamt Energiekosten der Last – PV-Erzeugung [EUR]
NetCost_LoadPVStd	0.8162	Standardabw. der Energiekosten Last – PV [EUR]
LoadSum	4999.99	Energiemenge SLP Haushaltslast [kWh]
LoadFullSum	4999.99	Energiemenge der Gesamtlast (Variante nur mit SLP) [kWh]
PVSum	5385.15	Energiemenge der PV-Erzeugung [kWh]
NetSum	-385.15	Netzenergie (Einspeisung <0, Bezug >0) [kWh]
NetOutSum	3018.103	Netzenergiebezug [kWh]
NetInSum	3403.26	Netzenergieeinspeisung [kWh]
Zielfunktion	Cost	Art der Zielfunktionsoptimierung

Tabelle 5: Ergebnisse Basismodell 1 (Last 5 MWh, PV 5 kWp) (eigene Ausarbeitung)

Die Häufigkeitsverteilungen von EVA, AG und der Gesamtkosten für das Basis Modell 1 sind in der Abbildung 32 visualisiert. Auch dieses Modell kann mit den Zielfunktionen optimiert werden. Da aber keine Flexibilität zu Lastverschiebung bestehen und die Last zu jedem Zeitpunkt aus Netzbezug und PV-Erzeugung ausgeglichen sein muss, sind auch der kostenoptimierte Eigenverbrauchsanteil identisch zum EVA Verlauf „ohne Optimierung“ (erste Zeile in der Abbildung). Gleiches gilt für den Autarkiegrad. Auch die Gesamtkosten aus Zeile zwei sind identisch zu den Kosten von Last + PV.

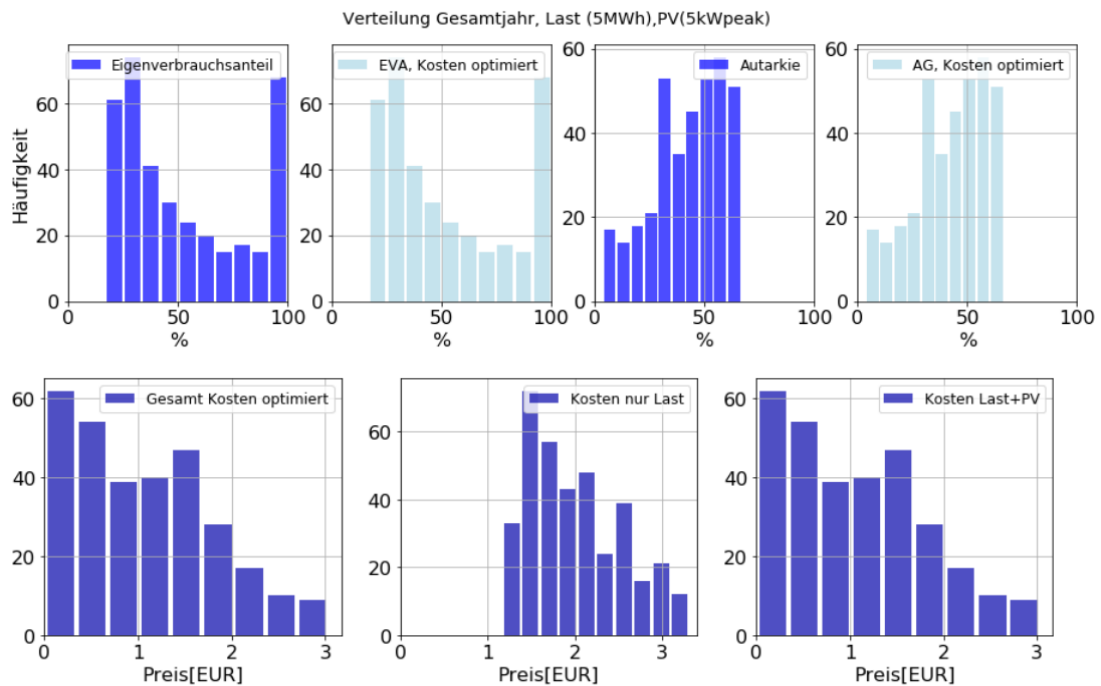


Abbildung 32: Basismodell 1 Häufigkeitsverteilung des EVA, AG und der verschiedenen Kosten pro Tag im Jahr, Kosten optimiert (eigene Ausarbeitung)

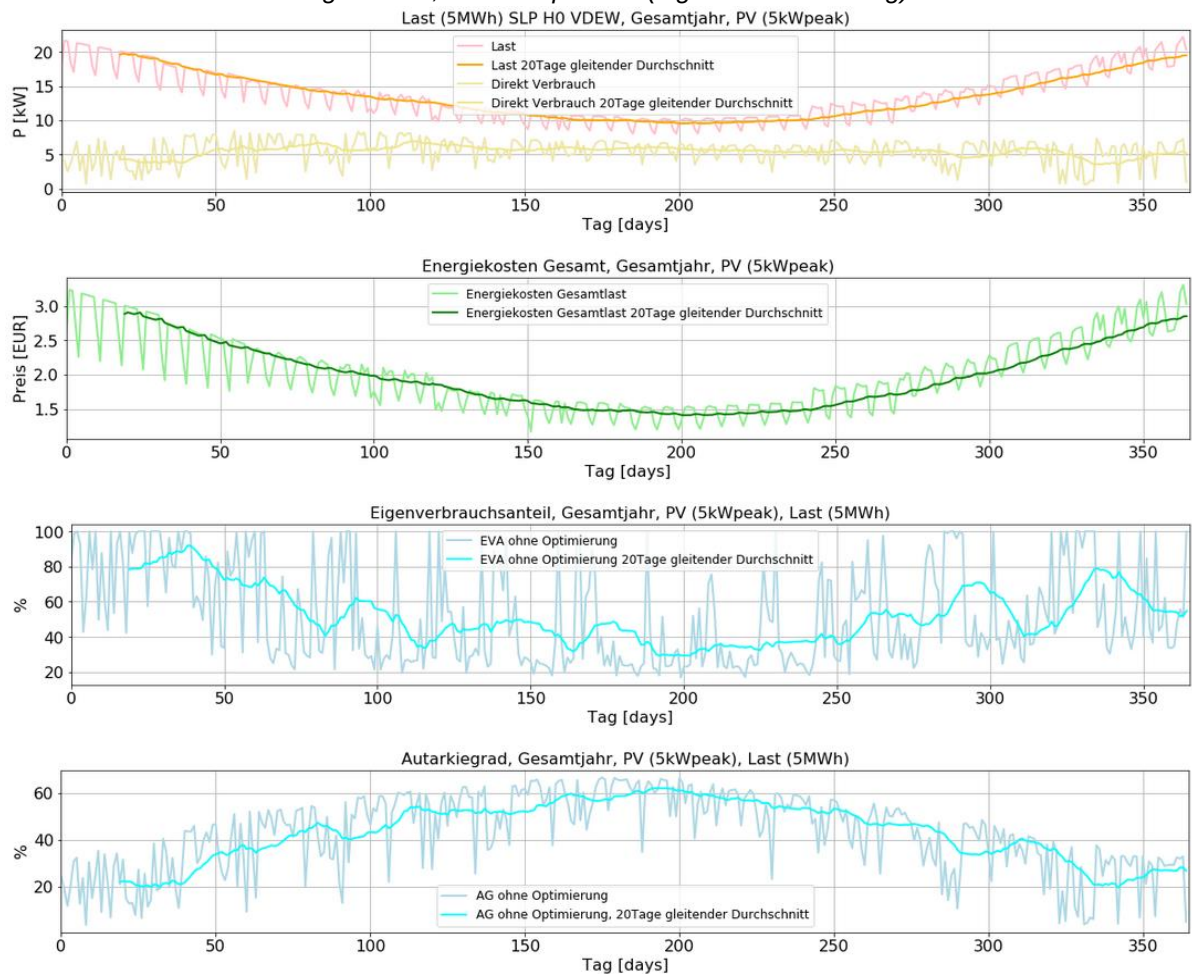


Abbildung 33: Basismodell 1 Profilverläufe nur mit Last und PV-Erzeugung (eigene Ausarbeitung)

5.8.4 Basis Modell 2: Haushaltslast 5 MWh, PV-Erzeugung mit 5 kWpeak und E-Auto-Ladeverbrauch

Das Simulationsprogramm kann wie in Tabelle 4 aufgeführt, je nach Parametrierung verschiedene Szenarien durchrechnen. Das Basismodell, mit dem später die Optimierung verglichen werden soll, ist das mit der Jahres-Haushaltslast von 5 MWh, der Last (2619 kWh) für das E-Autobatterie Nachladen von Auto Nummer 2 (Verbrauch 2453 kWh) aus „Österreich unterwegs 2013/2014“, mit dem unterbrechungsfreien zwei Ladephasenmodell und einer PV-Anlage mit einer Energieerzeugung mit 5 kWpeak (5385 kWh Energieerzeugung/Jahr Standort Diepoldsau). Auch dieses Modell kann mit den Zielfunktionen „Kosten“ und „EVA“ optimiert werden. Für den Vergleich interessieren aber die Gesamtkosten, der Eigenverbrauchsanteil und der Autarkiegrad des Basis Modells 2, wenn keine Optimierung durchgeführt wird.

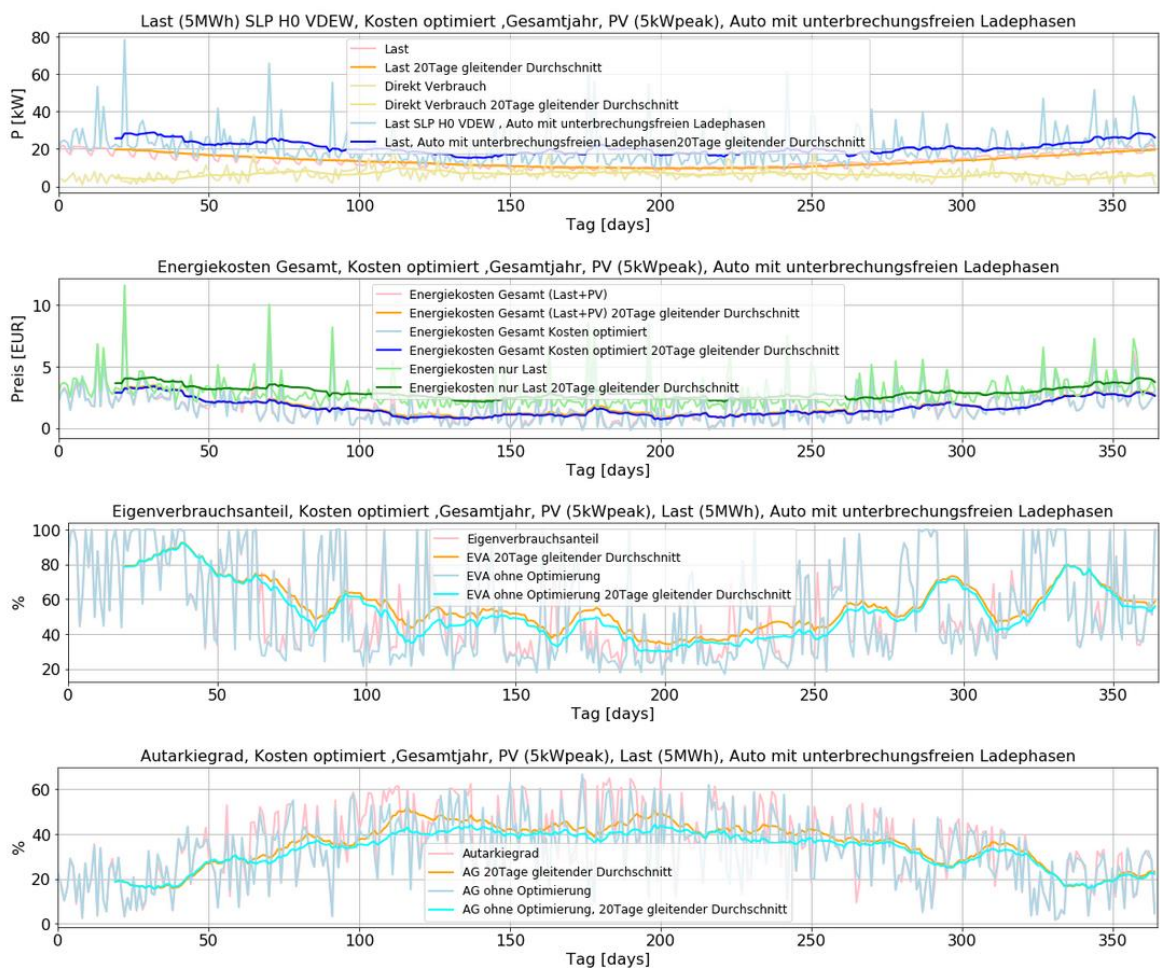


Abbildung 34: Basismodell 2 Profilverläufe mit Last, E-Auto Ladeverbrauch und PV-Erzeugung ohne/mit Kosten Optimierung (eigene Ausarbeitung)

Für das gesamte Jahr entstehen beim Basis Modell 2, mit den oben genannten Settings (beachte: ohne stationäre Batterie) Gesamtkosten in Höhe von 651 EUR. Es wird vom Netz 5305 kWh Energie bezogen und 3071 kWh von der PV Erzeugung eingespeist. Dies führt unterm Strich zu einem Netzbezug von 2234 kWh (gegenüber 385 kWh Einspeiseüberschuss) (siehe auch Tabelle 6). Wäre keine PV vorhanden, betragen die Gesamtkosten 1080 EUR für den Energiebezug. D. h. mit PV erspart man sich ohne Optimierung 429

EUR/a (bei 20 Betriebsjahren der PV-Anlage = 8580 EUR Gesamtersparnis). Der Eigenverbrauchsanteil ist im Gesamtjahr ohne Optimierung bei einem Direktverbrauch von 2044.01 kWh auf 37.67 % gestiegen (vorher 36.8%) und der Autarkiegrad ist mit 30.4 % gegenüber Basis Modell 1 (39.6 %) gefallen. Durch die grössere zeitliche Last der E-Autobatterie (Gesamtlast 7619 kWh), mit der gleichen PV-Erzeugung, ist der Direkt-Verbrauch (er hat Einfluss auf den Eigenverbrauchsanteil) um 63 kWh gestiegen und damit reduziert sich die Netzeinspeisung auf 3071 kWh (vorher 3403 kWh). Durch die gestiegene Last sinkt der Autarkiegrad stark. Alle Ergebnisse, die das Simulationsprogramm für das Simulationsjahr berechnet, sind in Tabelle 6 abgebildet. Abbildung 34 zeigt einerseits die Ergebnisse des Basismodells, sowie die Ergebnisse, wenn das Laden der E-Autobatterie nach Kosten optimiert werden würde. In der Abbildung 34 ist die gesteigerte Last sichtbar und auch dass nun grosse Lastspitzen auftreten (Summe aus dem Laden E-Autobatterie und der Haushaltslast). Die Energiekosten pro Zeitperiode grünfarbig gezeichnet, steigen ebenfalls an. Den höheren EVA über die Optimierung ist über die braune Trendlinie erkennbar und ebenso der ansteigende Autarkiegrad. Abbildung 35 zeigt die Verläufe und Trendlinien der resultierenden Lastflüsse, der Kosten, des EVAs und dem Autarkiegrads für jeden Tag im Simulationsjahr bei einer Eigenverbrauchsoptimierung.

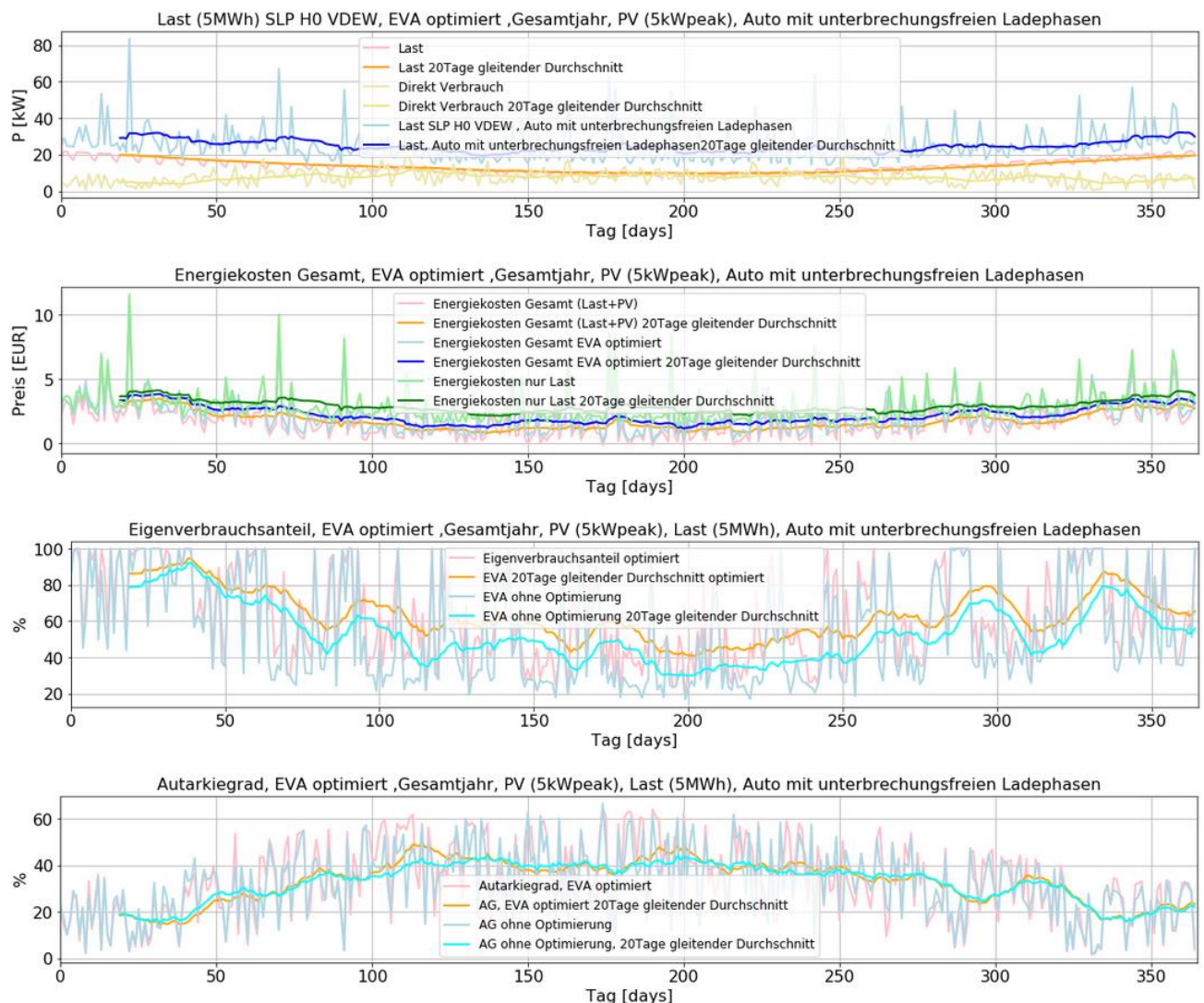


Abbildung 35: Basismodell 2 Profilverläufe EVA optimiert (eigene Ausarbeitung)

Die Last steigt durch das Laden der E-Autobatterie und dadurch, dass ihr SOC $S_{NZpkte-1}$ am Tagesende höher ist als der S_t am Anfang des nächsten Tages (S_o). Der SOC am Tagesende darf zwischen $S_{max}/2$ und +10 % vom S_{max} liegen. Diese Freiheit braucht der Solver für günstige Resultate bei der EVA Optimierung. Siehe dazu Kapitel 6.1.1.

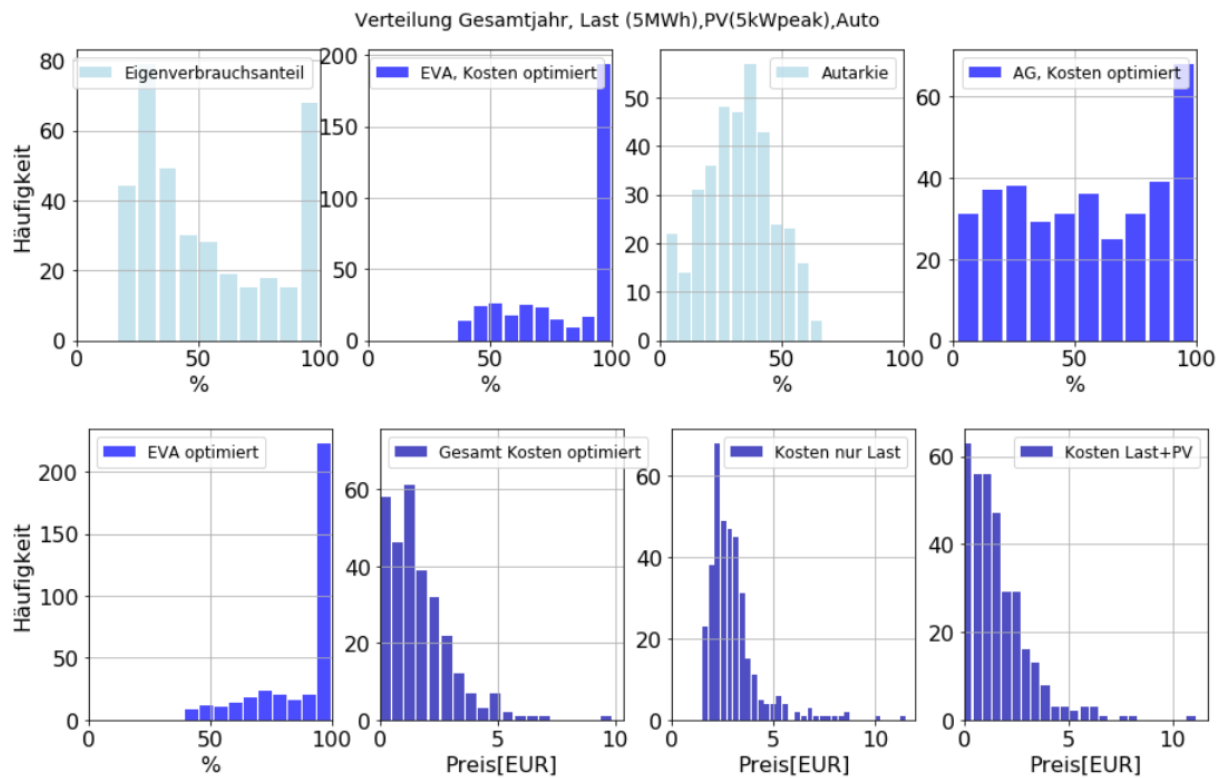


Abbildung 36: Basismodell 2 Häufigkeitsverteilung des EVA, AG und der verschiedenen Kosten pro Tag im Jahr, Kosten/EVA optimiert (eigene Ausarbeitung)

Die Häufigkeitsverteilungen von EVA, AG und der Gesamtkosten sind für die Kosten Optimierungsart für das Basis Modell 2 in der Abbildung 36 visualisiert. Der EVA ist an fast 200 Tagen im Jahr bei 100 %. Der Autarkiegrad erreicht nun bei mehr als 60 Tagen 100 %. Davor war der maximale Autarkiegrad bei maximal 65 %. Wenn nach EVA optimiert wird, ist nun an über 200 Tagen im Jahr der EVA bei 100 %. Siehe untere Zeile links in der Abbildung. Die Verteilungen der Netzkosten für die reine Last, bzw. der Reduktion bei Berücksichtigung der PV-Erzeugung bleiben für beide Optimierungsarten natürlich gleich. Die Gesamtkosten steigen gegenüber der Kostenoptimierung von 2044 EUR auf 2315 EUR an.

Ergebnis	Basis Modell 1	Basis Modell 2
Jahr	2019	
DayRangeCount (Zeitbereich)	365	
Battery_max (Batt Skalierung)	0	
LoadScale_HO (LastFaktor)	5	
PVkWp (PV Faktor)	5	
EVAMW (Mittelwert aller EVA pro Tag)	0.532	0.5736
EVAYear (Gesamt Netzeinspeisung/GesamtPV)	0.368	0.4297
EVASD (Standardabweichung aller EVA/Tag)	0.283	0.2606
EVANormMW (Mittelwert EVA/Tag ohne Optimierung)	0.5322	0.5407
EVAYearNorm (ohne Optimierung Gesamt Rückspeisung/PV)	0.3680	0.3767
NetCostOptiMW (MW Energiekosten/Tag Optimierung)	0.8728	1.7058
NetCostOptiSum (Energiekosten Gesamt Jahr Optimierung)	318.60	622.64
NetCostOptiStd	0.8162	1.3468
AutarkyMW (MW aller Autarkiewerte pro Tag übers Jahr)	0.4261	0.34472
AutarkyYear (Gesamt AG korrekt über gesamte Rückspeisung)	0.39637	0.30368
AutarkyStd	0.16376	0.1661
AutarkyNormMW	0.4261	0.3282
AutarkyYearNorm (ohne Optim. Gesamt Einspeisung/Last)	0.3963	0.2808
NetCost_LoadMW	2.015	2.959
NetCost_LoadSum (Jahresnetzbezugskosten aus Gesamtlast)	735.64	1080.37
NetCost_LoadStd	0.5297	1.224
NetCost_LoadPVMW	0.8728	1.7058
NetCost_LoadPVSum (Jahresnetzbezugskosten aus Last+PV)	318.60	651.64
NetCost_LoadPVStd	0.8162	1.3468
LoadSum (Gesamtenergie kWh von Last (Verbrauch))	4999.99	4999.99
LoadFullSum (Gesamtlast kWh aus Last, Verlusten, Auto)	4999.99	7619.66
PVSum (Gesamtenergie kWh von PV-Erzeugung)	5385.15	5385.15
Direkt-Verbrauch (zeitgleicher Verbrauch der Erzeugung)	1981.89	2044.01/2315
NetSum (Summe Netzenergie (Bezug-Einspeisung) kWh)	-385.15	2234.50
NetOutSum (Gesamtenergie kWh Netzbezug)	3018.10	5305.65
NetInSum (Gesamtenergie kWh Netzeinspeisung)	3403.26	3071.15
Zielfunktion	cost	
CarLoadTotalSum (Gesamtenergie kWh Auto+Ladeverluste)		2619.66
CarLoadSum (Gesamtenergie kWh Autoverbrauch)		2453.55

*Tabelle 6: Vergleich Basismodell 1 und 2 (Last 5 MWh, PV 5 kWp, ohne/mit Auto)
(eigene Ausarbeitung)*

6. Simulation und Ergebnisse

Mit dem Simulationsmodell können bis zu 48 Szenarien berechnet werden. Die Tagesoptimierungen für ein Gesamtjahr für alle Variationen der Batterienutzkapazität, der Lastprofilgrösse und der PV-Erzeugungsleistung sind Rechenzeit intensiv und wurden dankenswerterweise auf einem HPC vom Rechenzentrum Lugano-FHGR Chur durchgeführt. Zur Modellvalidierung wurden auch Ganzjahresoptimierungen mit Anpassungen der Zeitschritte durchgeführt. Auf einem handelsüblichen Notebook sind die Ganzjahressimulationsiterationen auch nach Tagen Ausführungszeit nicht komplett durchführbar. Mit allen 35040 Zeitperioden pro Jahr braucht die Optimierung bei hoher Solver Model Genauigkeit ebenfalls mehrere Tage. Für geringere Genauigkeiten bei der Kostenoptimierung von grösser $>0.05\%$ laufen auch Jahresoptimierungen zügig (je nach Modell-Variante und wie viele Binärvariablen berücksichtigt werden müssen). Einzelne Tagesoptimierungen, die z. B. auch für eine prognosebasierte Steuerung benötigt würden, laufen innerhalb Sekundenbruchteilen ab. Verschiedene Szenarien werden in diesem Kapitel meist über Jahresverlauf- bzw. Trendkurven etc. grafisch dargestellt und mit der Hilfe von Statistikwerten gegenüber dem Basis Modell 2 verglichen. Der Vergleich, der für die Beantwortung der Fragestellung dieser Arbeit am meisten interessiert, ist Modell 5 mit Basis Modell 2 nach Tabelle 4. Beim Modell 5 wird das Haushaltslastprofil mit einem Jahresverbrauch von 5 MWh, mit einer PV-Speichereinlage mit 5 kWp Nennleistung und 5 kWh Nutzkapazitätsgrösse des stationären Speichers zur zusätzlichen Lastabdeckung eines E-Autoverbrauches unter Berücksichtigung der Parkzeiten für das unterbrechungsfreie Laden, mit dem SOC abhängigen zweiphasigen Lademodell über ein Jahr simuliert. Beispielhaft sind die Tagesverläufe eines Sommertages (Abbildung 38, 39) und eines Wintertages (Abbildung 40, 41) aufgeführt, die die Simulation auf Wunsch für jeden Tag miterstellen kann. Ebenso werden alle Leistungsflüsse, SOC Stände etc. pro Zeitschritt auch in CSV Dateien protokolliert. Beim Beispiel Sommertag, dem 28.06.2019, ist ersichtlich, dass mit dem Auto um 5:45 Uhr morgens bis 19:00 Uhr am Abend eine Fahrt über eine Distanz von 300 km (relativ weit für die theoretisch mögliche Reichweite bei einer Batteriekapazität von 50 kWh) durchgeführt wird. Der Verbrauch beträgt fast die ganze Batterienutzkapazität des E-Autos. Die Optimierung mit der Zielfunktion der Kostenminimierung hat zuerst über die stationäre Batterie und zusätzlich über einen Netzbezug bis um 6:00 Uhr am Morgen (zum Niedertarif) die E-Autobatterie vom $S_{max}/2$ zu Tagesbeginn auf plus den zu erwartenden Verbrauch geladen. Die Autobatterie ist um 6:00 Uhr auf S_{max} geladen. Danach wurde mit dem Energieüberschuss aus der PV-Erzeugung der stationäre Batteriespeicher wieder auf seinen SOC $B_{max}/2$ geladen. Bei dem Diagramm „Profile PV/Last/Netz“, z.B. Abbildung 38, sind die exogen vorgegebenen Profile der PV-Erzeugung (rot) und das Haushaltslastprofil (blau) abgetragen. Gleichzeitig ist das aus der Optimierung resultierende Netzprofil (Bezugs-/Einspeiseleistungen pro Zeitschritt) in grün gezeichnet. Im Diagramm „binäre Zustände“ ist erkennbar, wann das Auto in Verwendung ist und wie der stationäre Batteriespeicher benutzt wird. Beim Teildiagramm „Kosten“ sind die kumulierten Netzbezugskosten, die Einspeiseerlöse und die Gesamtkosten visualisiert. Eine andere Darstellungsart des gleichen Tages wird in Abbildung 39 gewählt. Hier sind alle Leistungen gleich skaliert und die E-Auto Ladeleistung ist gegenüber den anderen Leistungsflüssen hoch. Bei gleichzeitigem Laden von vielen E-Autos ist eine hohe Netzbelastung ohne weitere Begrenzung des maximalen Netzbezugs zu erwarten.

Sommertag, 28.06.2019

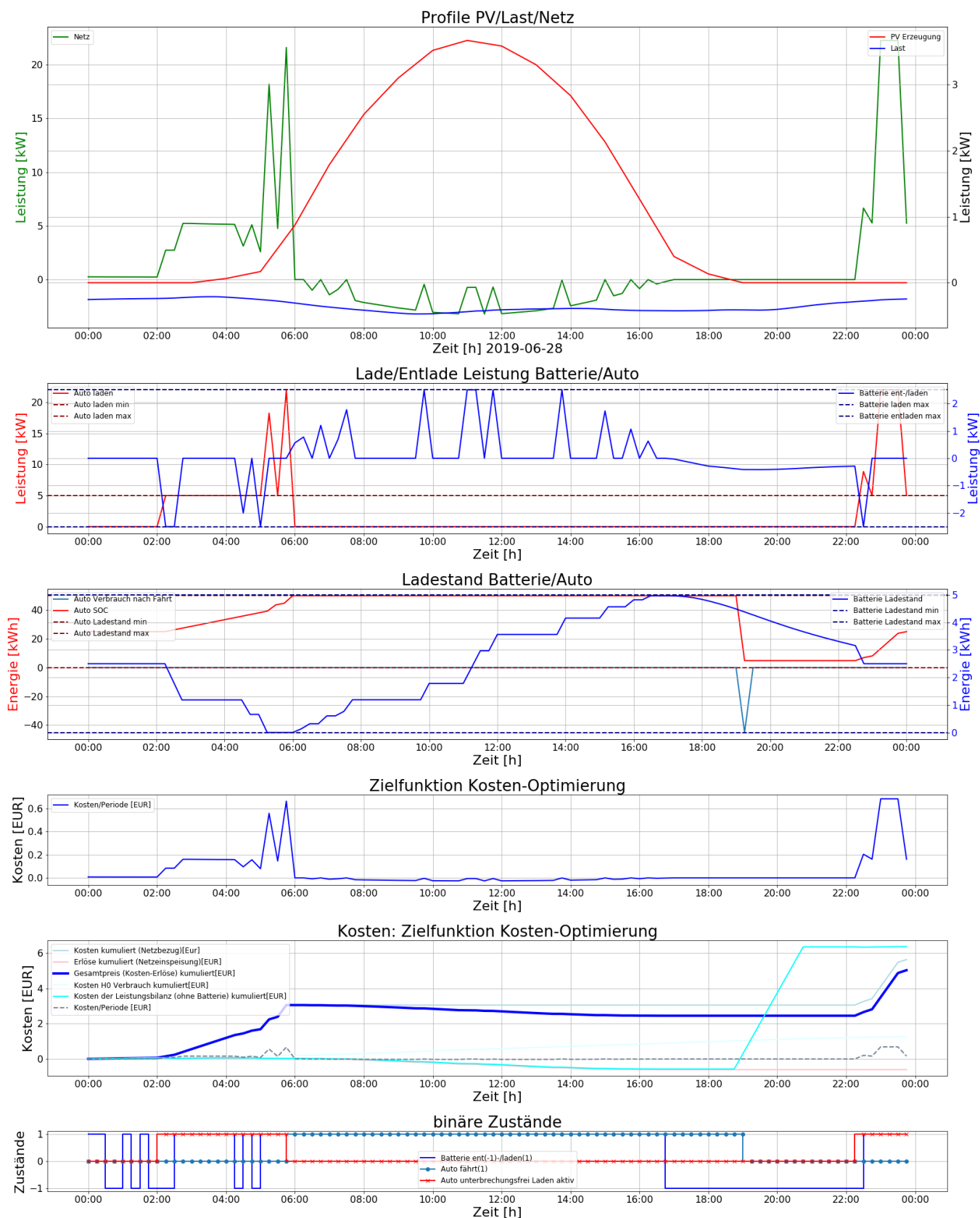


Abbildung 37: Modell 5 Profilverläufe mit Last, E-Auto Ladeverbrauch, PV-Erzeugung und stationärer Batterie, Sommertag, Kosten optimiert (eigene Ausarbeitung)

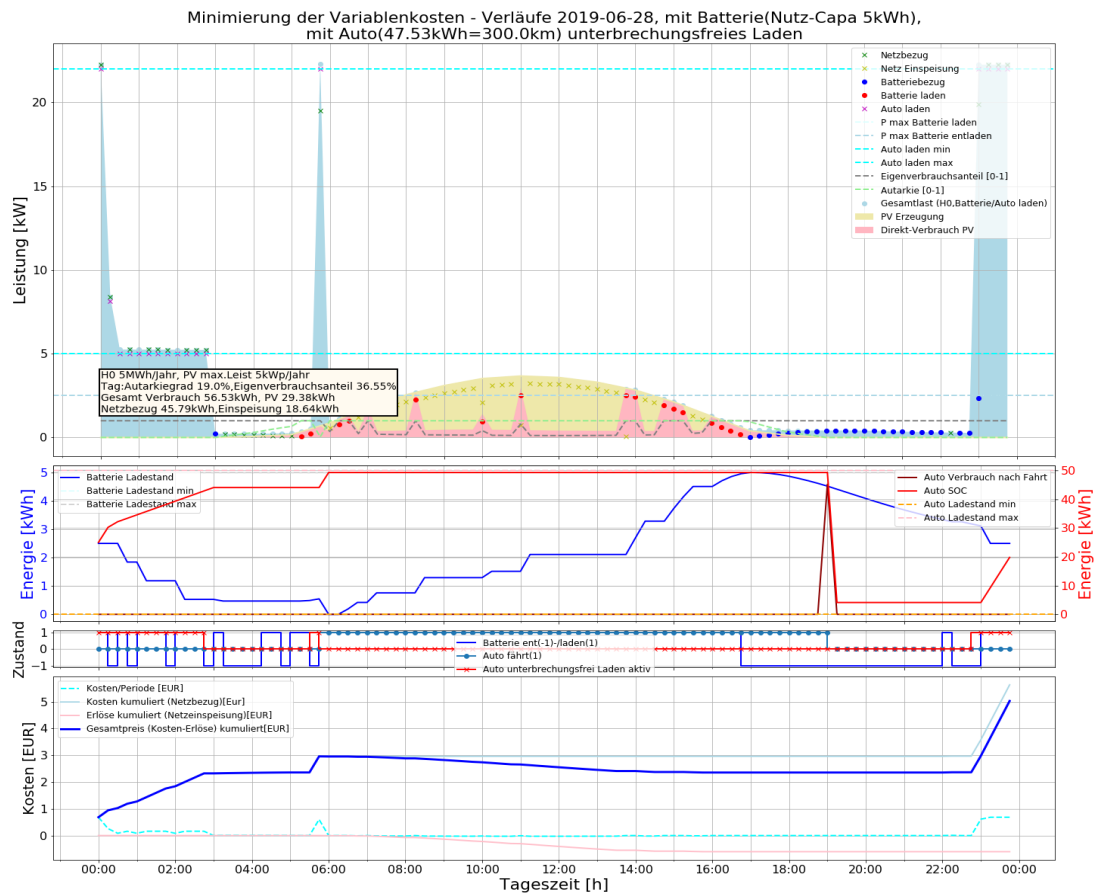


Abbildung 38: Modell 5 Profilverläufe Sommertag, Kosten optimiert (eigene Ausarbeitung)

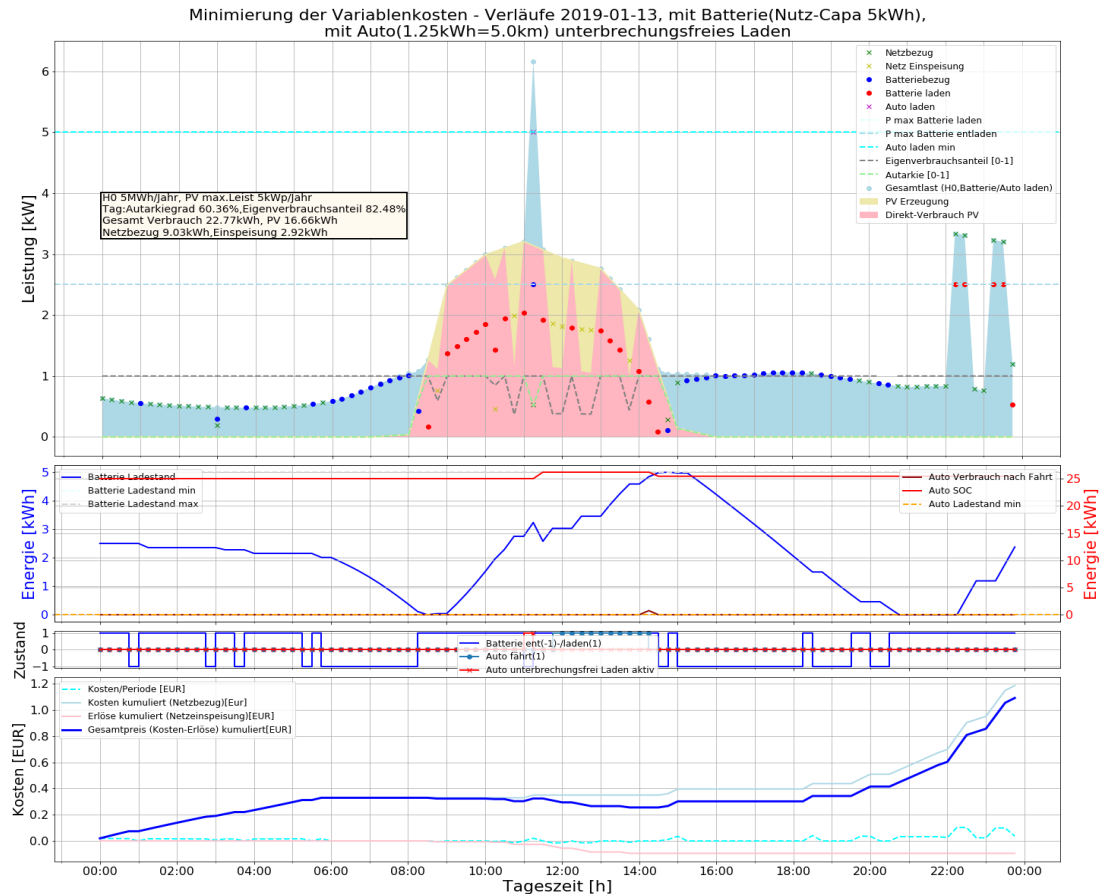


Abbildung 39: Modell 5 Profilverläufe, Wintertag, Kosten optimiert (eigene Ausarbeitung)

Wintertag, 13.01.2019

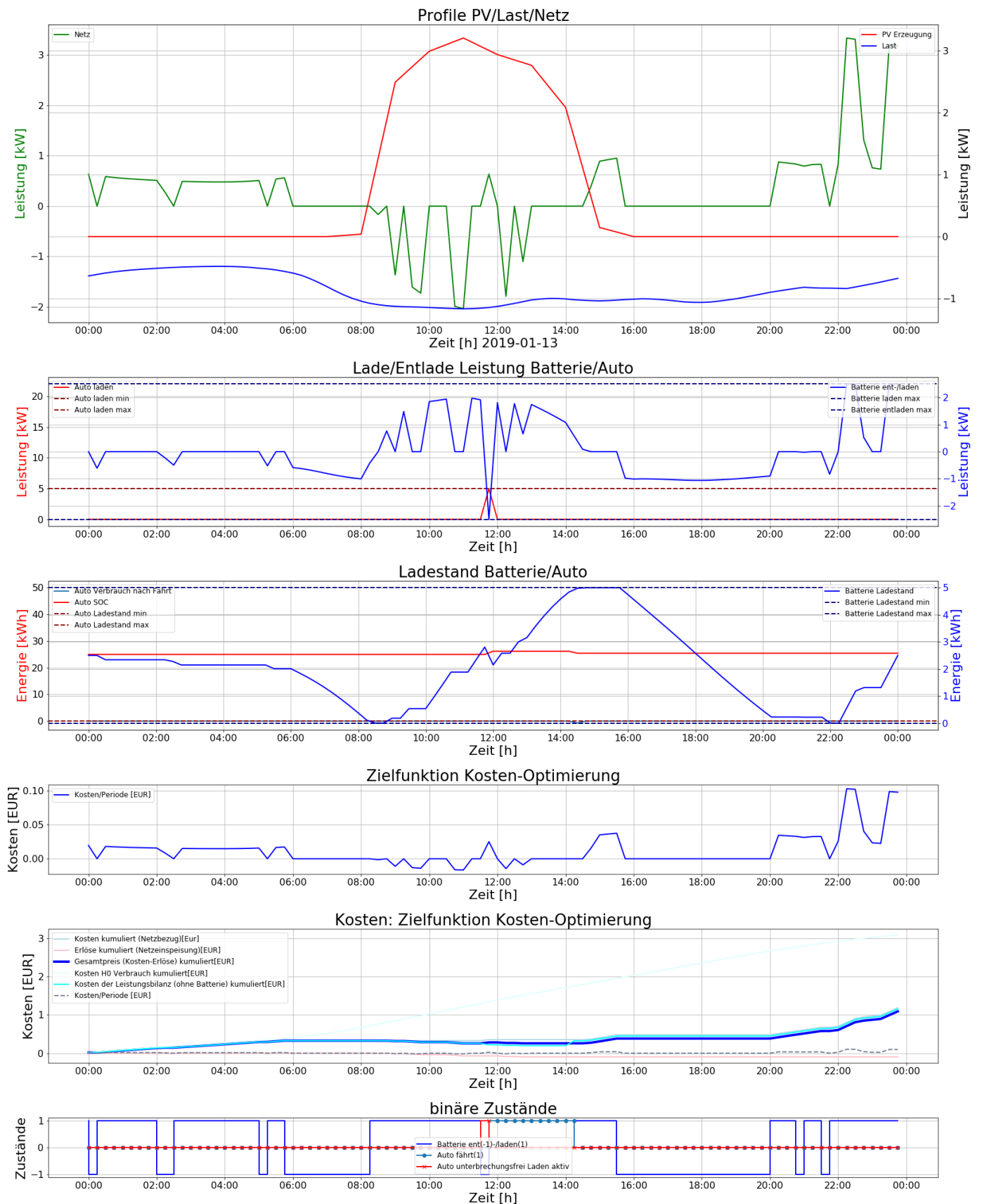


Abbildung 40: Modell 5 Profilverläufe, Wintertag, Kosten optimiert (eigene Ausarbeitung)

Gut erkennbar zwischen Sommer- und Wintertag ist, dass die maximale Leistung der PV-Erzeugung zwar ähnlich hoch ist, aber die Produktion im Sommer über einen längeren Tageszeitraum verläuft. Der pinkfarbene gezeichnete Direktverbrauch ist im Winter durch die geringere PV-Erzeugung wesentlich höher, weil die Energie sofort verbraucht wird.

Die Gesamtjahresverläufe der resultierenden Last, der Energiekosten und der Eigenverbrauchsanteil sowie des Autarkiegrades sind in Abbildung 41 visualisiert. Dabei sind auch die Verläufe ohne Optimierung (cyan- und grün-farbig) im Vergleich dargestellt.

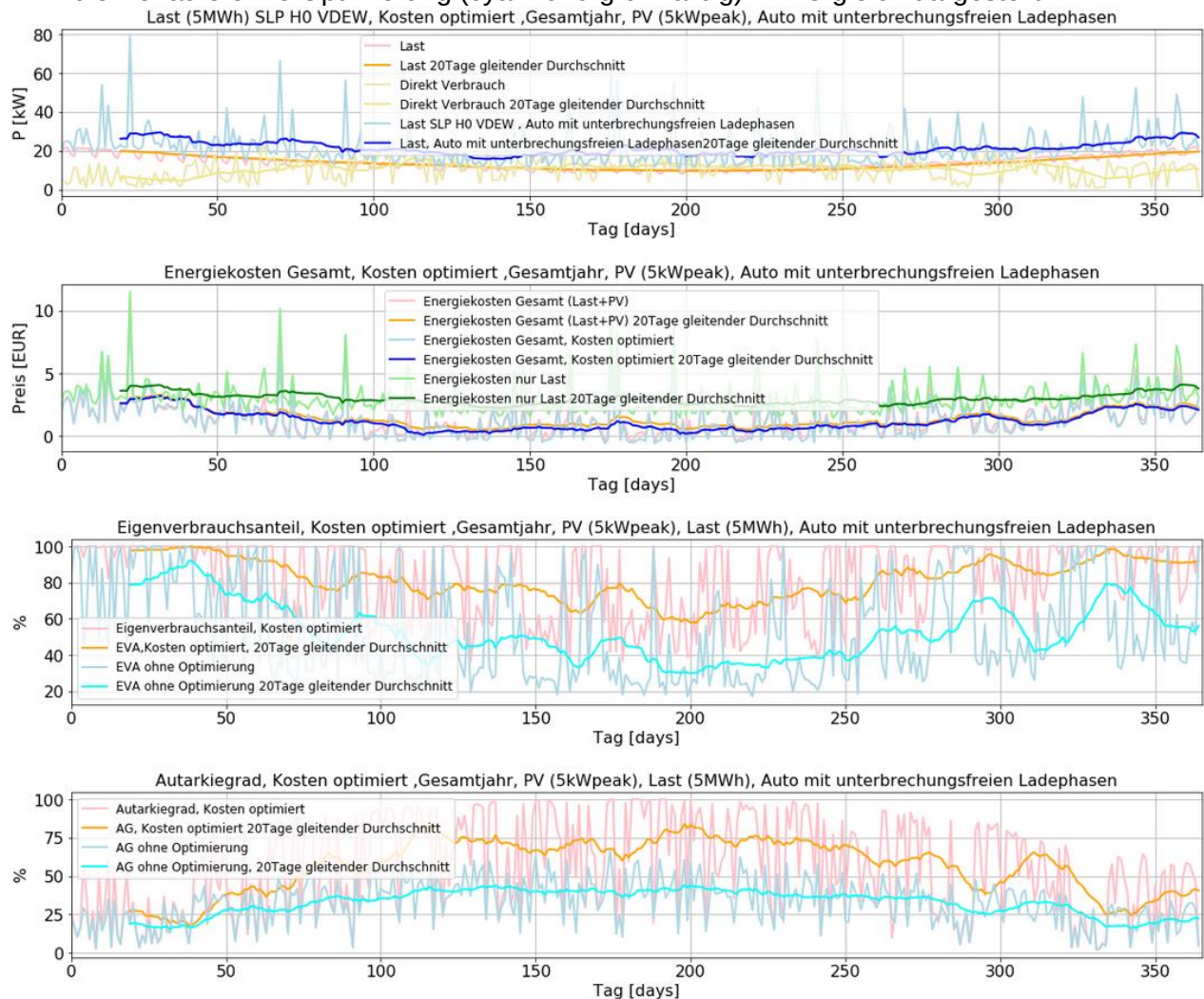


Abbildung 41: Modell 5 Profilverläufe, Kosten optimiert (eigene Ausarbeitung)

6.1 Vergleich des Optimierungsmodells mit dem Basis Modell

Die Ergebnisse der Optimierungen vom energetischen Modell 5 mit einer zusätzlichen stationären Batterie mit 5 kWh für die zusätzliche Flexibilität gegenüber Basis Modell 2 zeigt Tabelle 7. Diese Ergebnisse werden mit denen vom Basis Modell 2 verglichen.

Die Kosten sinken von 1080.4 EUR im Modell 2 auf 536.8 EUR im Modell 5. Dies entspricht einem Kostenvorteil von 543.6 EUR. Über eine Amortisationszeit von 20 Jahren wäre das eine erzielbare Gesamtersparnis von 10870 EUR. Einschränkung: Wenn die Last durch die PV-Anlage (ohne Batterie und ohne Optimierung) reduziert würde, entstehen nur Energiepreiskosten in Höhe von 651 EUR. Trotz Kostenoptimierung sinkt der Netzbezug nur von

5305 kWh vom Basis Modell 2 auf 4001 kWh ab. Dafür sinkt die Netzeinspeisung auf gut die Hälfte. Bei der Eigenverbrauchsanteiloptimierung mit der formulierten Zielfunktion der Netzenergieeinspeise-Minimierung sinkt der Wert auf 758 kWh. Allerdings steigt der Netzbezug um über 2400 kWh gegenüber Basis Modell 2 auf gesamt 7700 kWh (Tabelle 7).

Ergebnis	Modell 2	Modell 5 Kosten optimiert	Modell 5 EVA (/limit SOC Tagesende)	Vorteil
Jahr	2019 (365 Tage)			
LoadScale_H0/ PVkWp	5/5			
Battery_max	0	5		
EVAMW (Mittelwert EVA-Tage)	0.5736	0.8272	0.9157(/0.88)	
EVAYear	0.4297	0.7158	0.8592(/0.80)	0.2861
EVAStd	0.2606	0.2085	0.161(/0.17)	
EVANormMW(Mittelwert)	0.5407	0.5346	0.5401	
EVAYearNorm	0.3767	0.3767	0.378	
NetCostOptiMW	1.7058	1.2570	3.023(/1.81)	
NetCostOptiSum	622.64	458.82	1103.52(/660.46)	-163.82
NetCostOptiStd	1.3468	1.4523	1.406(/1.5)	
AutarkyMW(Mittelwert)	0.3447	0.5577	0.3673(/0.50)	
AutarkyYear	0.3036	0.4906	0.3753(/0.47)	0.1869
AutarkyStd	0.1661	0.3071	0.168(/0.28)	
AutarkyNormMW	0.3218	0.3218	0.3218	
AutarkyYearNorm	0.2817	0.2817	0.2817(/0.28)	
NetCost_LoadMW	2.959	3.0340	3.316(/3.15)	
NetCost_LoadSum	1080.37	1107.42	1210.21(/1151.96)	-27.05
NetCost_LoadStd	1.224	1.200	1.321(/1.3)	
NetCost_LoadPVMW	1.7058	1.257	1.828(/1.65)	
NetCost_LoadPVSum	651.64	536.824	667.52(/598.01)	-114.81
LoadSum	4999.99	4999.99	4999.9	
LoadFullSum	7619.66	7856.66	12327.19(/9167.43)	237
PVSum	5385.15	5385.15	5385.15	
Direktverbrauch	2044.01	3832.59	4329.15(/4103.21)	
NetSum	2234.50	2471.50	6942.03(/3782.28)	237
NetOutSum	5305.65	4001.80	7700.91(/4838.32)	1303
NetInSum	3071.15	1530.30	758.87(/1056.05)	1540
CarLoadTotalSum	2619.664	2619.664	6517.38(/3800.54)	
CarLoadSum	2453.558	2453.558	2453.558	
BatterySum (Verluste)		223.447	810(/367.85)	
Entscheidungsvariable		k 458.51	e 3032.17(/4224.19)	
Binp (Energie/dt in die Batterie)		9122.07	8007.58(/9199.23)	
Bout (Energie/dt aus der Batterie)		8232.66	4767.26(/7730.65)	
blnCnt (Anzahl Laden)		19338	29920(/25279)	
bloutCnt (Anzahl Entladen)		15702	5120(/9761)	
Km Distanz	16778	16778	16778	

Tabelle 7: Vergleich Basismodell 2 und Modell 5 (Last 5 MWh, PV 5 kWp, mit Auto, mit Batterie 5 kWh) Kosten und EVA optimiert, (eigene Ausarbeitung)

6.1.1 Ladeverluste durch E-Auto Batterie und ihre Erklärung

Die Verluste durch die Batterie (Laden/-Entladen) summieren sich auf 810 kWh, fast ein Drittel der E-Auto Ladeenergiemenge! Der Grund ist, dass zwar der SOC am Tagesanfang mit $B_{max}/2$ vorgegeben wird, aber am Tagesende kann der BSOC $B_{NZpkte-1}$ der Batterie auch grösser $> B_{min,end}$ ($= \frac{B_{max}}{2}$) sein. Dies kann zu zusätzlichen Verlusten bei der EVA Optimierung führen, da der höhere BSOC am Tagesanfang der Folgetage keine Berücksichtigung findet. Ebenso verhält es sich bei dem SOC S_t von der E-Auto Batterie. Aus diesem Grund steigen auch die Jahresgesamt-Energiekosten bei der EVA Optimierung auf über 1103 EUR an. Höher, als wenn keine Optimierung durchgeführt würde mit 1080 EUR Kosten. Der stationäre Batteriespeicher wurde bei der Kostenoptimierung mit einer Energiemenge von 9122 kW*dt geladen, was 456 Vollladezyklen entspricht und eine Gesamt-Energiemenge von 8224 kW*dt entzogen, was weiteren 411 Vollentladezyklen entspricht. In Summe sind das 867 Vollladezyklen. Bei einer Lebensdauer von 10000 Vollladezyklen würde der Speicher 11.5 Jahre verwendet werden können. Viele Rentabilitätsoptimierungen berücksichtigen deshalb auch die Kosten für die Speicherbenutzung.

6.1.2 Eigenverbrauchsanteil und Autarkiegradverläufe

Der Eigenverbrauchsanteil im Jahr steigt von 37.67 % auf 71.58 % bei der Kostenoptimierung und auf 85.92 % bei der EVA Optimierung an. Ebenso steigt der Autarkiegrad im Jahr von 28.17 % bei keiner Optimierung, auf 49 % bei der Kostenoptimierung und auf 37 % bei der EVA Optimierung. Die Optimierung des Eigenverbrauchsanteils wurde mit der Anpassung durchgeführt, dass der SOC S_t der Autobatterie am Tagesende zwischen $S_{max}/2$ und $+10\% S_{max}$ sein darf (siehe Tabelle 7 bei „Modell 5-EVA optimiert“ die Werte in Klammern).

Die Verläufe von EVA und Autarkiegrad im Sommer und im Winter sind in Abbildung 42 für das Basis Modell 2 visualisiert und in Abbildung 44 für das optimierte Modell 5 mit Batterie.

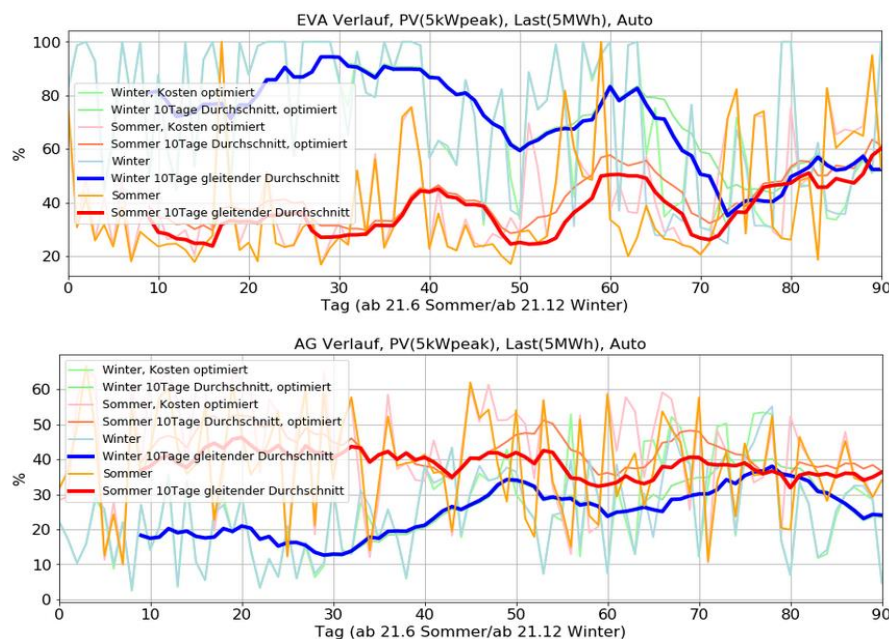


Abbildung 42: Basis Modell 2 EVA, AG nach Jahreszeiten ohne Optimierung (eigene Ausarbeitung)

Gut erkennbar sind die, pro Modell, jeweils sehr grossen Unterschiede zwischen den Jahreszeiten, das sich durch die geringere PV-Erzeugung im Winter erklärt. So beträgt der EVA für Basis Modell 2 im Winter durchschnittlich 70.5 % und ist damit um 86 % höher als der Gesamtjahres EVA mit 38 %. Im Sommer erreicht der EVA mit einem Durchschnitt von 38 % den Jahres EVA. Ebenfalls sind die Verläufe von EVA und AG, wenn auch Modell 2 optimiert würde, abgetragen. Der optimierte EVA erreicht im Winter durchschnittlich 72 % und ist um 67 % höher als der optimierte Gesamtjahres EVA mit 43 %. Im Sommer beträgt der optimierte durchschnittliche EVA ebenfalls 43 %.

Der durchschnittliche Autarkiegrad ohne Optimierung ist im Winter 24.3 % im Vergleich mit dem Gesamtjahres AG von 28 %. Somit um 13 % geringer als der Gesamtjahres AG. Im Sommer erreicht er 38 % und ist 37 % höher als der Gesamtjahres AG. Durch die Optimierung würde der durchschnittliche AG im Winter leicht auf 25 % steigen und im Sommer auf 42.2 %. Der optimierte durchschnittliche Jahres AG beträgt 30.4 %.

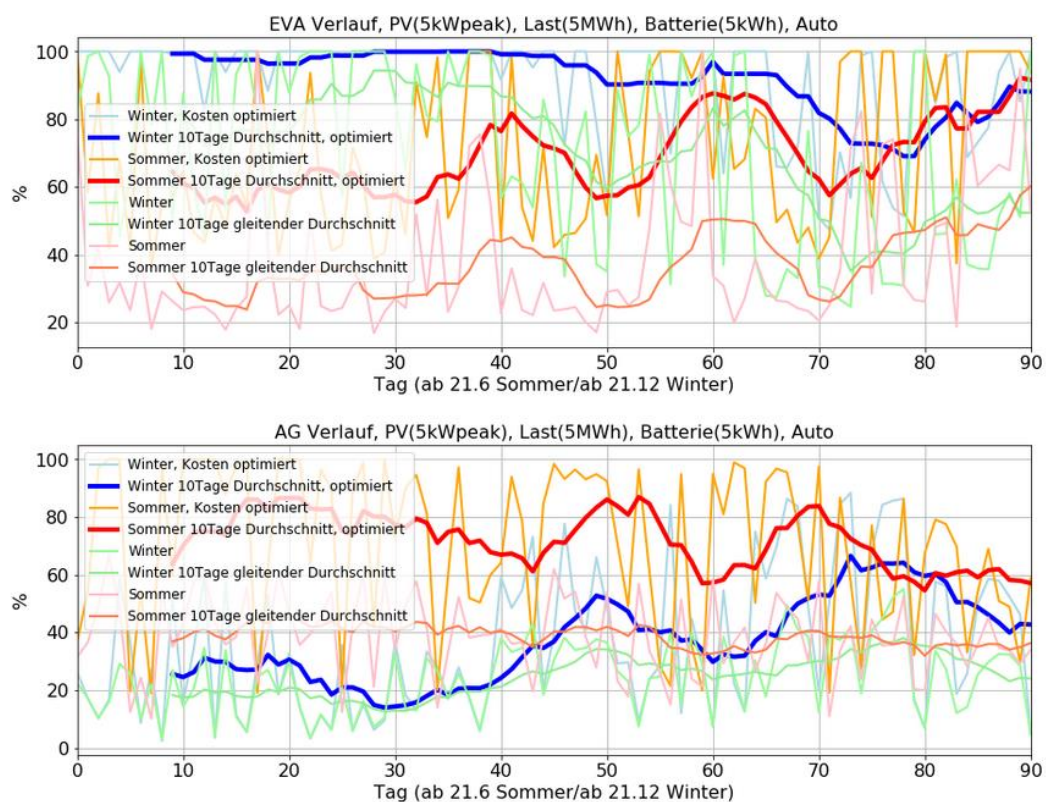


Abbildung 43: Modell 5 EVA, AG, Winter/Sommer Kosten optimiert (eigene Ausarbeitung)

Ergebnis Modell 5	Optimiert	Ohne (wie Modell 2)	Verbesserung
Gesamtjahr 2019		2019	
Jahres EVA [%]	71.17	37.67	89
Durchschnitt EVA Winter [%]	91.88	70.57	
-Vergleich zu Jahres EVA [%]	+29	+85	
Durchschnitt EVA Sommer [%]	70.5	38.5	
- Vergleich zu Jahres EVA [%]	-1	+/- 0	
Jahres AG [%]	48.78	28.17	73.12
Durchschnitt AG Winter [%]	36.61	24.39	
-Vergleich zu Jahres AG [%]	-25	-13	
Durchschnitt AG Sommer [%]	70.71	38.66	
- Vergleich zu Jahres AG [%]	+44.5	+37.19	

Tabelle 8: Vergleich EVA/AG von Modell 5 zu Modell 2 (eigene Ausarbeitung)

In Abbildung 43 sind nun die durch die Kosten-Optimierung durch Modell 5 im Winter und Sommer erreichten Eigenverbrauchsanteil und Autarkiegradverläufe visualisiert. In der Tabelle 8 sind diese mit und ohne Kosten-Optimierung verglichen. Die Zahlen von EVA und AG ohne Optimierung entsprechen denen von Modell 2 (einfache Modellvalidierung).

Das Gesamtergebnis der Kosten-Optimierung für das energetische Modell mit 5 kWp PV-Erzeugung am Standort Diepoldsau im Jahr 2015 und 5 MWh Haushaltslast SLP H0 VDEW und dem Fahrprofil des Autos Nummer 2 aus Österreich unterwegs 2013/2014 lautet daher:

Der Jahres-Eigenverbrauchsanteil kann um 89 % und der Autarkiegrad um 73.12 % vom nicht optimierten Modell gesteigert werden. Die Jahres-Energiekosten reduzieren sich von 651.64 EUR bei Verbrauch und zeitgleicher PV Produktion auf 458.82 EUR. Dies ist erzielbar, wenn die Simulation auf Tagesprognosen bzw. Verläufen wie dem SOC der Komponenten aufbaut und die Steuerung entsprechend mit der E-Autobatterie kommunizieren kann.

6.2 Sensitivitäten

Bei der Sensitivitätsanalyse soll der Einfluss der Parameter auf die Ergebnisse untersucht werden. Der Gurobi Solver bietet dazu Möglichkeiten für kontinuierliche Modelle an. Für gemischt-ganzzahlige Optimierungen, bei denen nur bestimmte Variablenwerte erlaubt sind, können keine sogenannten Schattenpreise berechnet werden. Über eine **MIP scenario-analysis** könnten Szenarios definiert und ihre besten Lösungen geprüft werden (Butera 2020). Das wurde in der Arbeit nicht untersucht. Es wurden einige der Parameter manuell variiert und ihre Auswirkungen auf die drei Kennzahlen betrachtet. Nicht zu verwechseln sind diese Parameteränderungen mit der Variation der Anlagengröße wie PV Nennleistung, Lasthöhe und Batteriespeichergöße. Diese werden im folgenden Kapitel behandelt.

Wie die Simulationen gezeigt haben, ist die hohe Ladeleistung von 22 kW für die Ergebnisse des Modells nicht evident, vielmehr aber für die Netzbenutzung.

Ergebnis 2019	Modell 5 (11 kW) (reduzierte $s_{\max, \text{in}}$)	Modell 5 (22 kW Tesla Standard)
EVAYear	0.7102	0.7158
EVAYearNorm	0.3834	0.3787
NetCostOptiSum	461.55	458.62
AutarkyYear	0.4876	0.4906
AutarkyYearNorm	0.2839	0.2817
NetCost_LoadSum	1099.81	1099.42
NetCost_LoadPVSum	533.01	533.03
LoadSum	4999.99	4999.99
LoadFullSum	7843.87	7856.87
PVSum	5385.15	5385.15
NetSum	2458.71	2471.71
NetOutSum	4019.03	4001.03
NetInSum	1560.31	1530.31
CarLoadTotalSum	2621.50	2619.66
CarLoadSum	2442.55	2453.55

Tabelle 9: Sensitivität Ergebnisse Modell 5 mit $s_{\max}=11$ kW (maximale Ladeleistung Autobatterie, Kosten optimiert, (eigene Ausarbeitung)

Nicht nur, dass ab diesen Leistungswerten bei maximaler Netzbezugsleistung von 35 kW (VKW 2020) auch auf dem Niederspannungsnetz kritische Belastungen auftreten können, auch die Batterien sind enorm gefordert. Mit hoher Ladeleistung wird geladen, um die Ladezeiten der Autobatterien möglichst kurz zu halten. Bei Reduktion der maximalen Autobatterieladeleistung $s_{\max, \text{in}}$ auf 11 kW ändern sich die Kosten, der EVA und der AG nur jeweils minimal $< 1 \%$. In den Tagesprofilen in den Abbildungen 44 und 45 sind der veränderte Netzbezug klar erkennbar. In Tabelle 9 sind die Ergebnisse der beiden Modelle mit veränderter maximaler E-Autobatterieladeleistung aufgeführt.

Zusammenfassend ist folgendes über den Parametereinfluss auf das Modell festzustellen:

Der Strombezugspreis, bzw. das Tarifmodell hat starken Einfluss auf alle drei Kennwerte bei der Kostenoptimierung. Wenn die Bezugspreise erhöht werden, steigt der Vorteil der niederen Gesamt-Energiekosten der Kosten-Optimierung gegenüber Basis Modell 2. Umgekehrt verhält es sich mit den Einspeiseerlösen. Würden diese über den Niedertarif steigen, z. B. weil künstlich (EEG, etc.) gestützt oder gefördert, dann wäre es wieder lukrativer mehr PV-Strom zu bestimmten Zeiten einzuspeisen. Das Fahrprofil des Autos hat erheblichen Einfluss auf den Netzbezug bei Beibehaltung der PV-Anlagengröße. Kann ein hoher Verbrauch nicht innerhalb der Parkperiode über die PV-Erzeugung und der stationären Batterienutzkapazität bis zur nächsten Fahrt kompensiert werden, wird über das (teurere) Netz geladen. Aus diesem Grunde ist es sinnvoll, die gefahrenen Maximal-Distanzen pro Fahrt zu verkürzen und die Parkzeiten möglichst in die PV-Erzeugungszeiten zu verschieben. Die Gesamtenergie der PV-Anlage ist mehr als doppelt so gross wie die E-Auto Last. Aus diesen Gründen wird empfohlen, die Formel „1:1:1“ für die PV-Speicheranlagendimensionierung auf die erhöhte Gesamtlast auszuweiten. Die Gesamtlast ist die Summe der Haushaltslast und des E-Auto Verbrauchs.

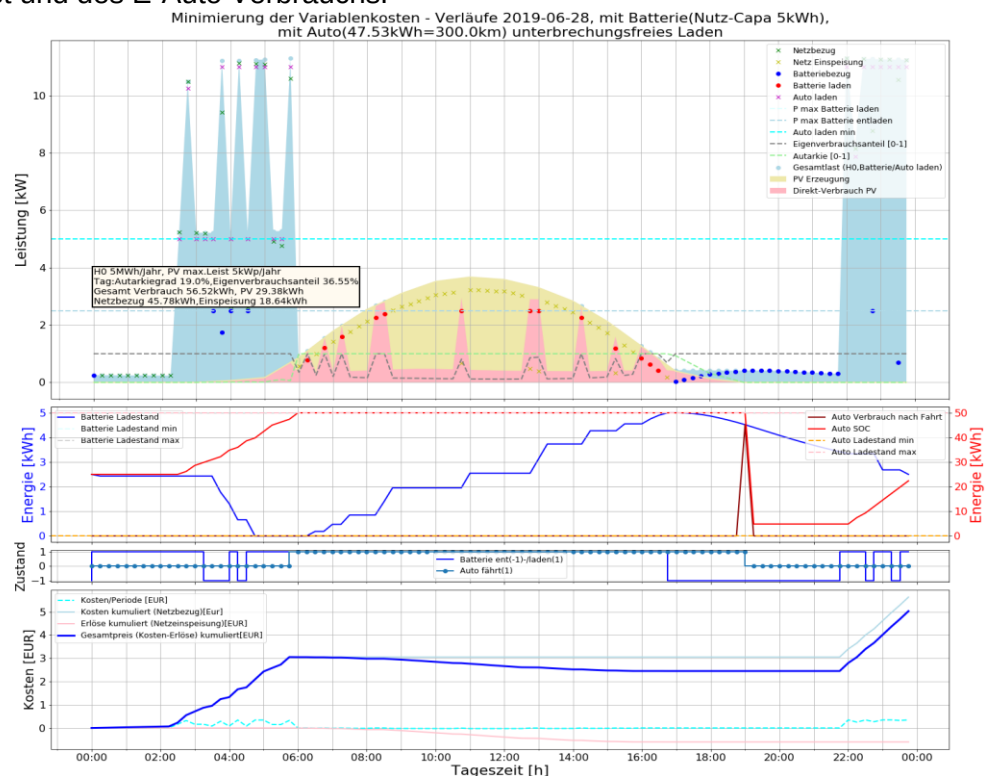


Abbildung 44: Modell 5. Verläufe bei $s_{\max, \text{in}}$ auf 11 kWh reduziert (eigene Ausarbeitung)

Sommertag, 28.06.2019

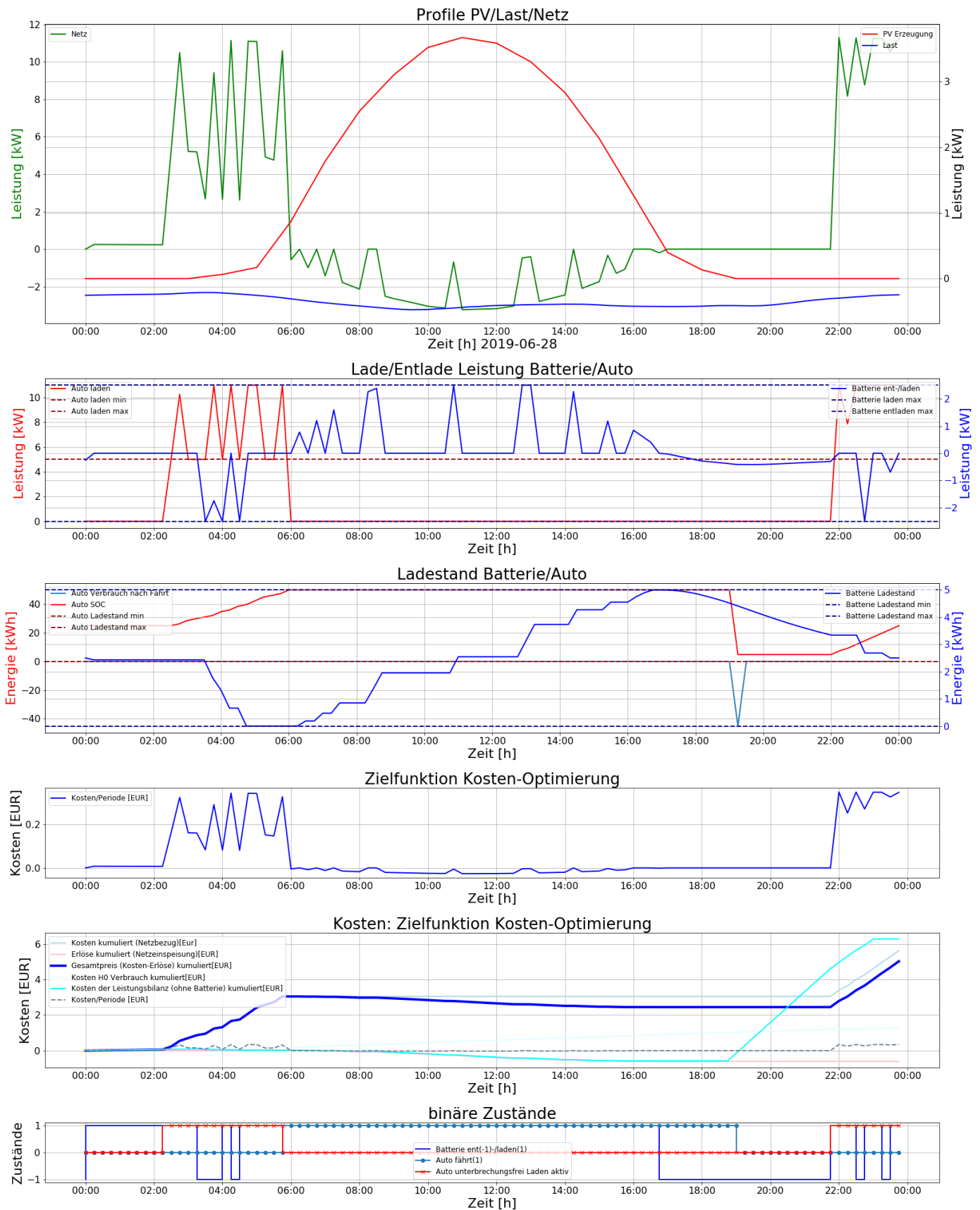


Abbildung 45: Modell 5 Bsp. Sommertag, Kosten optimiert ($s_{\max, \text{in}} = 11 \text{ kWh}$) (eigene Ausarbeitung)

6.3 Untersuchung des Einflusses der Anlagen-Komponentengrößen auf Eigenverbrauchsanteil, Autarkiegrad und die Energiekosten

Wie schon im Kapitel 2.1.1 und 2.1.2 gezeigt, hat die Dimensionierung der PV-Anlage und der Haushaltslast grossen Einfluss auf den Eigenverbrauchsanteil, den Autarkiegrad und die Energiekosten. Bei sehr kleinen PV-Anlagen werden EVAe von 100 % erreicht (Vergleich Abbildung 23 mit Winter-/Sommertag). Bei kleiner Last werden grössere Autarkiegrade erreicht. Aus diesen Gründen soll hier aufgezeigt werden, wie durch Variation der Größen der Last, der PV-Anlage und des stationären Batteriespeichers sich die variablen Gesamtenergiekosten, der EVA und der AG verändern. Entsprechende Untersuchungen wurden schon mindestens seit 2015 von der HTW Berlin (Weniger J., Bergner, Tjaden, & Quaschnig 2015) durchgeführt und diese Grafiken sind bekannt. Die mit dieser Arbeit programmierte Simulation kann bei jedem Szenario vorgegebene Varianten der Last, der PV-Anlage und der stationären Batterie berechnen oder nach Vorgabe über Wertebereiche dieser Größen iterieren. Die Verhältnisse der PV-Anlage und der Batteriegrösse kann auch auf die Last normiert werden. Das bietet den Vorteil, dass mit nur einer Grafik der Einfluss der Grössenänderungen von PV und Speicher auf jeweils den EVA, den AG und die Gesamtkosten direkt abgelesen werden kann. Somit kann vom Kaufinteressenten eines PV-Speichersystems relativ einfach und genau abgeschätzt werden, wie sich bei welcher Grössenänderung der Anlage bei bekannter Last die Kennwerte entwickeln.

Die iterative Variation der Anlagendimensionen ist der grosse Vorteil der vorliegenden Simulation. Die Berechnung erfolgt dabei wie schon beschrieben, über einzelne Tagesoptimierungen im ausgewählten Zeitbereich. Für den Vergleich verschiedener Anlagengrößen bietet sich vor allem der Zeitbereich über ein ganzes Jahr an. Die Variation kann über eine Variantendatei oder über Anfangs- und Endwertskalierungsfaktoren iterativ durchgeführt werden. Im Folgenden werden immer Tagesoptimierungen für ein ganzes Jahr miteinander verglichen. Die Darstellungen zeigen, wenn nicht anders angegeben, den Verlauf des Eigenverbrauchsanteils, des Autarkiegrades und der Gesamtenergiekosten.

Abbildung 46 visualisiert den Verlauf dieser drei Kennzahlen in Abhängigkeit der PV-Erzeugungsnennleistung von 0 bis 10 kWp für das Basis Modell 1 bei dem nur die PV-Anlage und die Last berücksichtigt werden. Die Grafiken können so gelesen werden, dass z. B. bei einer PV-Anlagengrösse ab 7 kWpeak und darüber, auch bei unterschiedlicher Lastgrösse die Steigerung des degressiv verlaufenden Autarkiegrades nicht mehr signifikant steigt. Der EVA fällt ab PV-Anlagengrößen grösser 1 regressiv schnell ab. Hier ist die Gegenkorrelation von Autarkiegrad und Eigenverbrauchsanteil sichtbar. Bei den Kosten sind einerseits die nichtlinearen regressiven Gesamtkosten mit zunehmender PV-Anlagengrösse, als auch die reinen Lastenergiekosten ohne PV (waagrecht verlaufend strichliert) visualisiert.

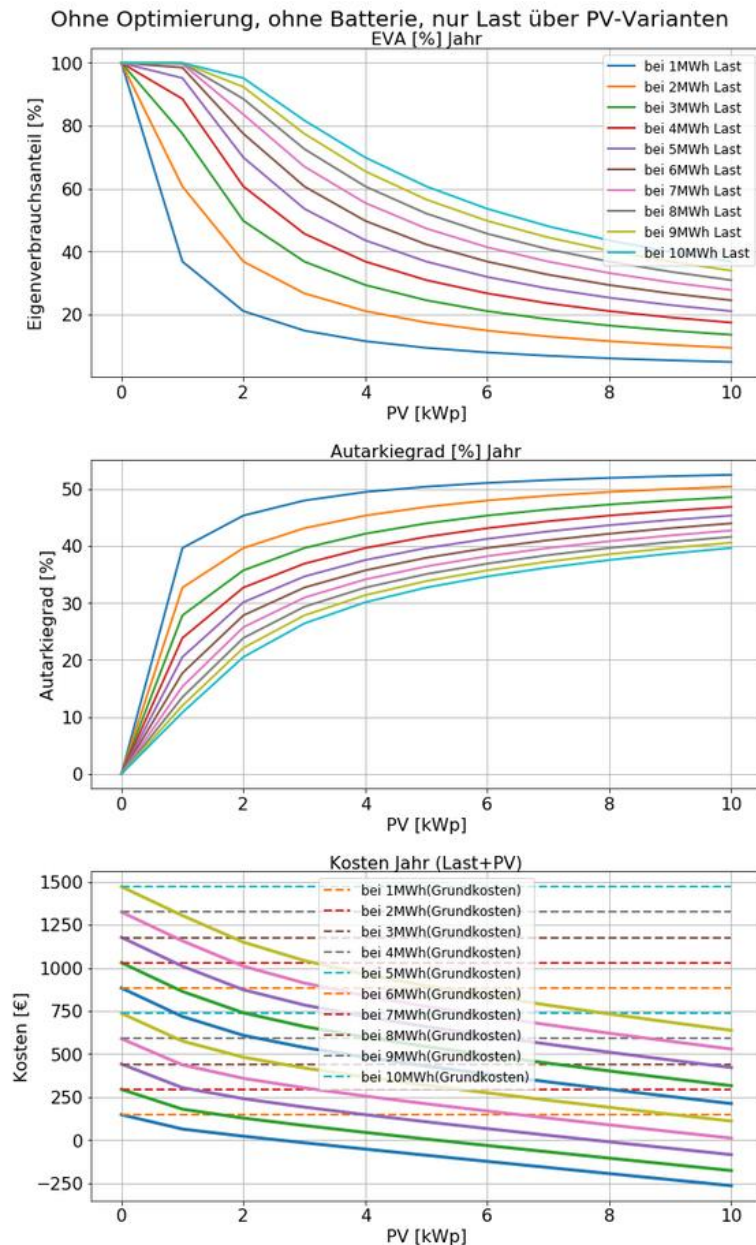


Abbildung 46: Modell 1 Verlauf der Kennzahlen bei PV-Anlagenvariation (eigene Ausarbeitung)

Vom Modell 3 mit einer stationären Batterie mit 1 kWh Nutzkapazität sehen die Kennzahlen Verläufe wie in Abbildung 47 aus. Gut sichtbar wird, dass der Autarkiegrad für Lasten grösser als die Nutzkapazität der Batterie für PV-Anlagengrößen kleiner 5 kW_{peak} rapide abfällt. Das kann auch mit Abbildung 48 bestätigt werden, bei der die Settings bis auf die Batterie, die jetzt 5 kWh Nutzspeicherkapazität hat, gleich sind. Insgesamt verlaufen die Kurven des optimierten AGs bei Batteriegrößenänderung und bei Zunahme der PV-Anlagengröße flacher, was etwas überraschend ist. Dennoch ist klar ersichtlich, dass der AG nur in Kombination einer vergrößerten Batterie mit einer linear vergrößerten PV-Anlage wesentlich angehoben werden kann. Die Vergrößerung jeweils nur einer Komponente ist nicht effektiv. Beim Eigenverbrauch können ähnliche Schlüsse gezogen werden. Auch beim bekannten Modell 5 (Abbildung 49), dem Szenario mit voller Modellierungs-Ausbaustufe, ist erkennbar, dass der Autarkiegrad nur in Kombination von PV-Anlagenvergrößerung und Batteriespeichervergrößerung signifikant anwächst. Ähnliches ist auch beim EVA zu erkennen, dass er ab einer gewissen PV-Anlagengröße nur mehr mit einem vergrößerten

Batteriespeicher angehoben werden kann. Interessant ist die Kostenentwicklung bei einer PV-Anlagenvergrößerung zwischen 1 und 4 kWpeak bei der EVA Optimierung. Hier scheint durch die Optimierung der Netzbezug erhöht zu werden, weil die Last (H0+Autobatterie) zeitlich zu wenig mit der PV-Erzeugung zusammenfällt.

Modell 3 mit Batterie 1 kWh

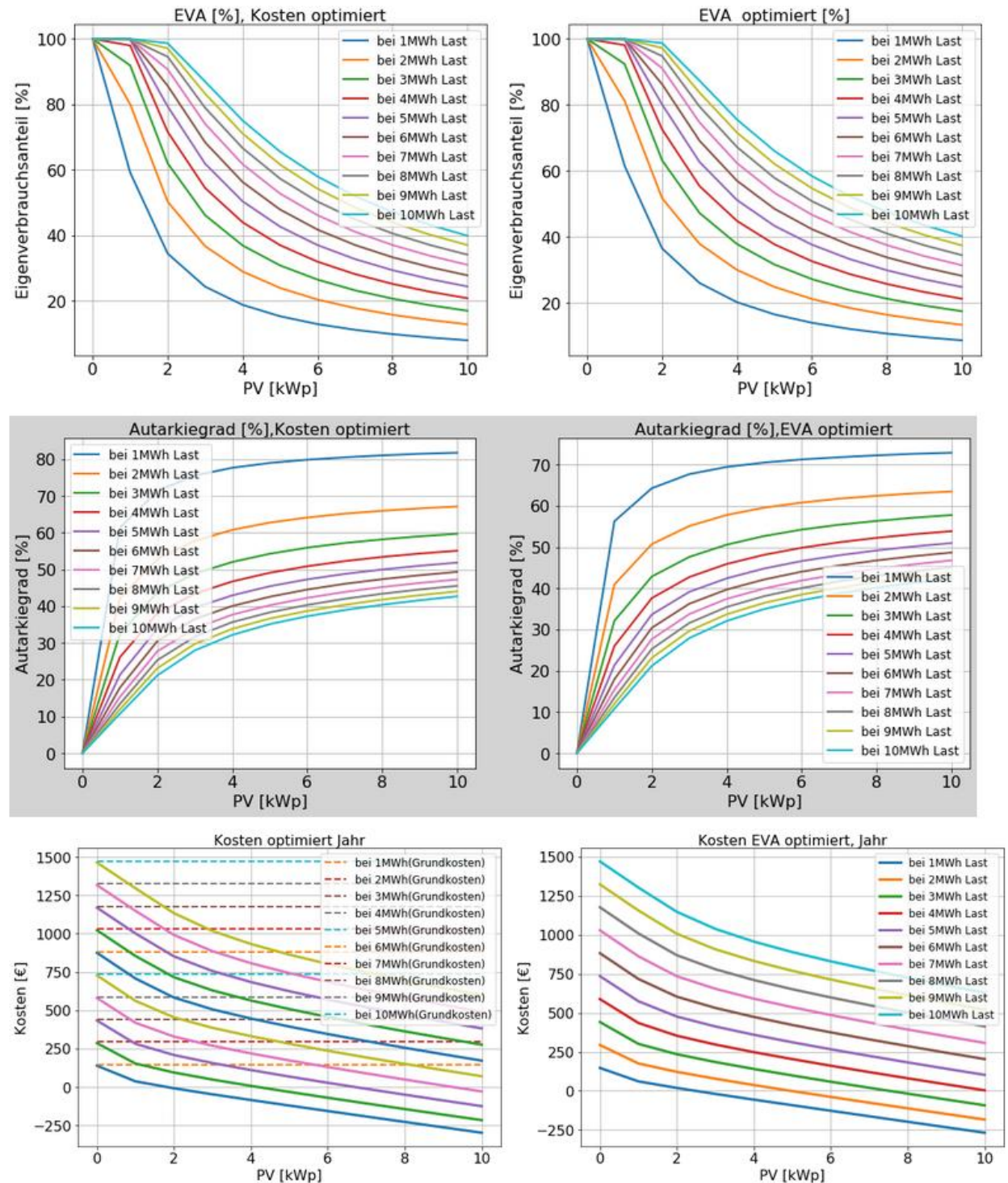


Abbildung 47: Kennzahlenverläufe Modell 3 (Batterie 1 kWh) bei Lastvariation (eigene Abbildung)

Modell 3, mit Batterie 5 kWh

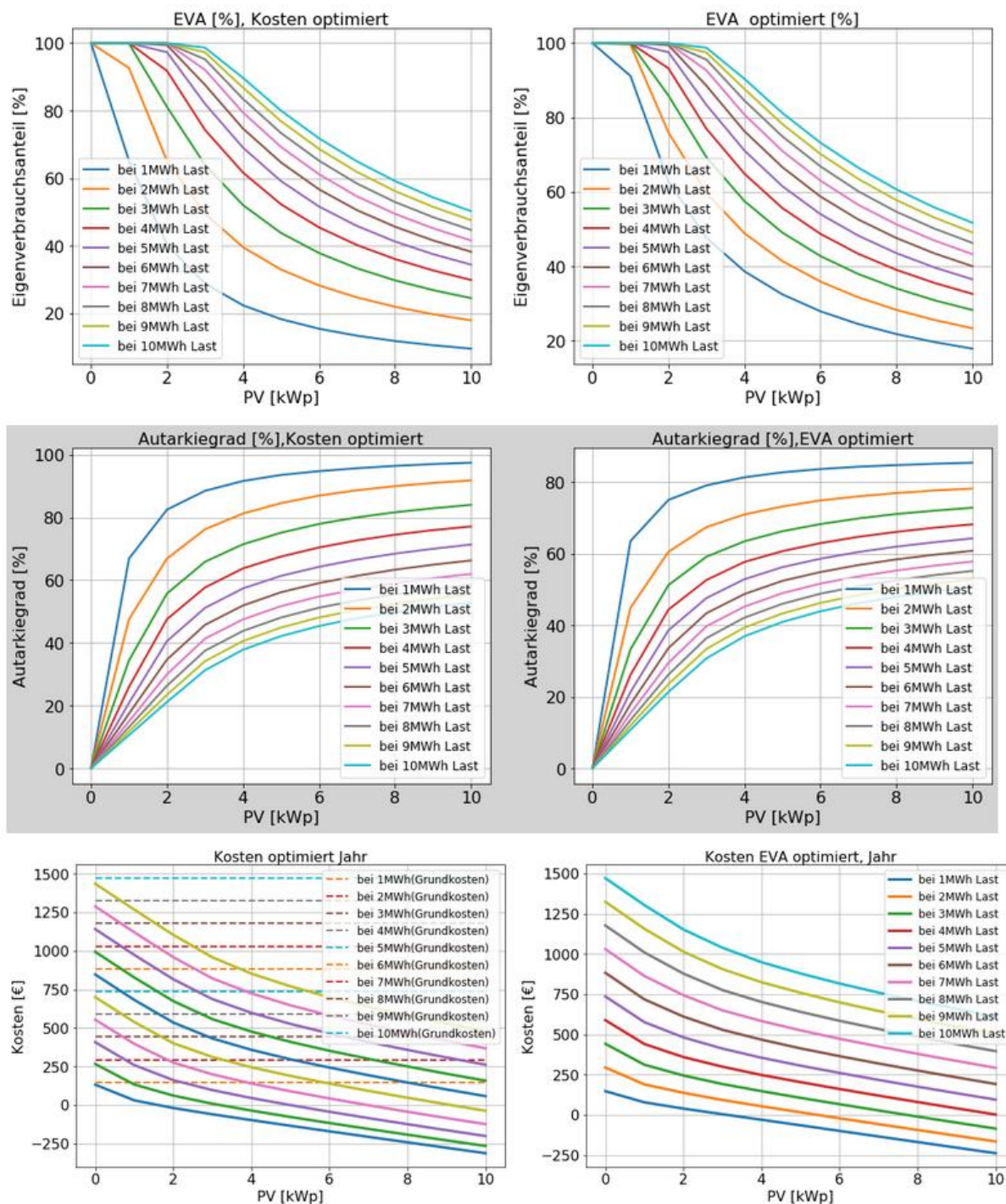


Abbildung 48: Kennzahlenverläufe Modell 3 (Batterie 5 kWh) bei Lastvariation (eigene Abbildung)

Um die Auswirkungen der Komponentenänderungen auf die Kennzahlen grafisch besser ablesen zu können, bieten sich sogenannte Heatmaps an (siehe Abbildung 50). Dadurch können mindestens drei Dimensionen gut visualisiert werden. Aus diesen Heatmaps ist nun auch bei den Gesamtenergiekosten für das Modell 3 (mit Batterie, ohne Auto) ganz rechts zu erkennen, dass sie anscheinend nur bei PV-Anlagenvergrößerung fallen und fast unabhängig von der Speichergösse verlaufen.

Modell 5 mit Batterie 5kWh, E-Auto Nutzung unterbrechungsfreies Laden mit Ladephasen

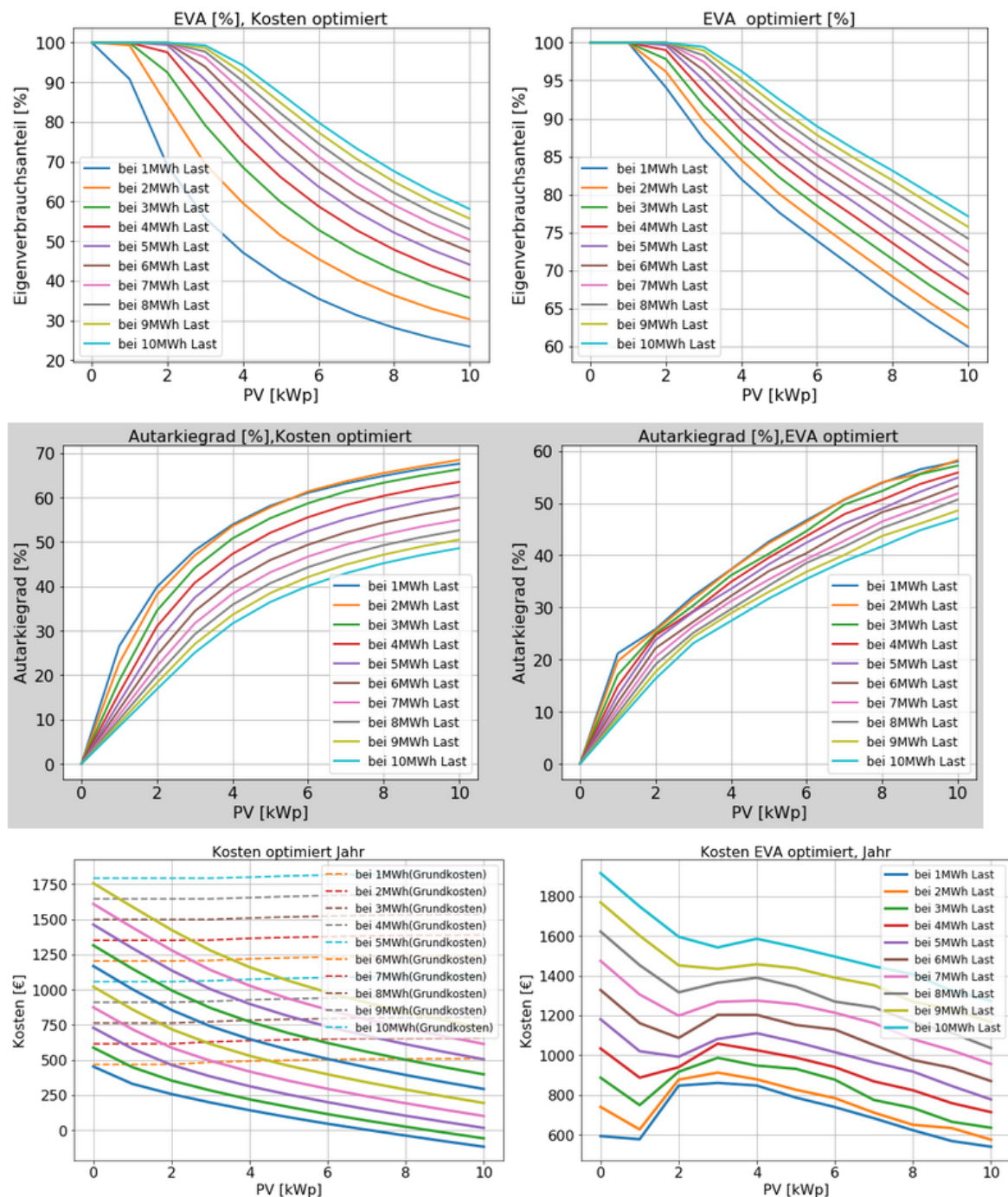
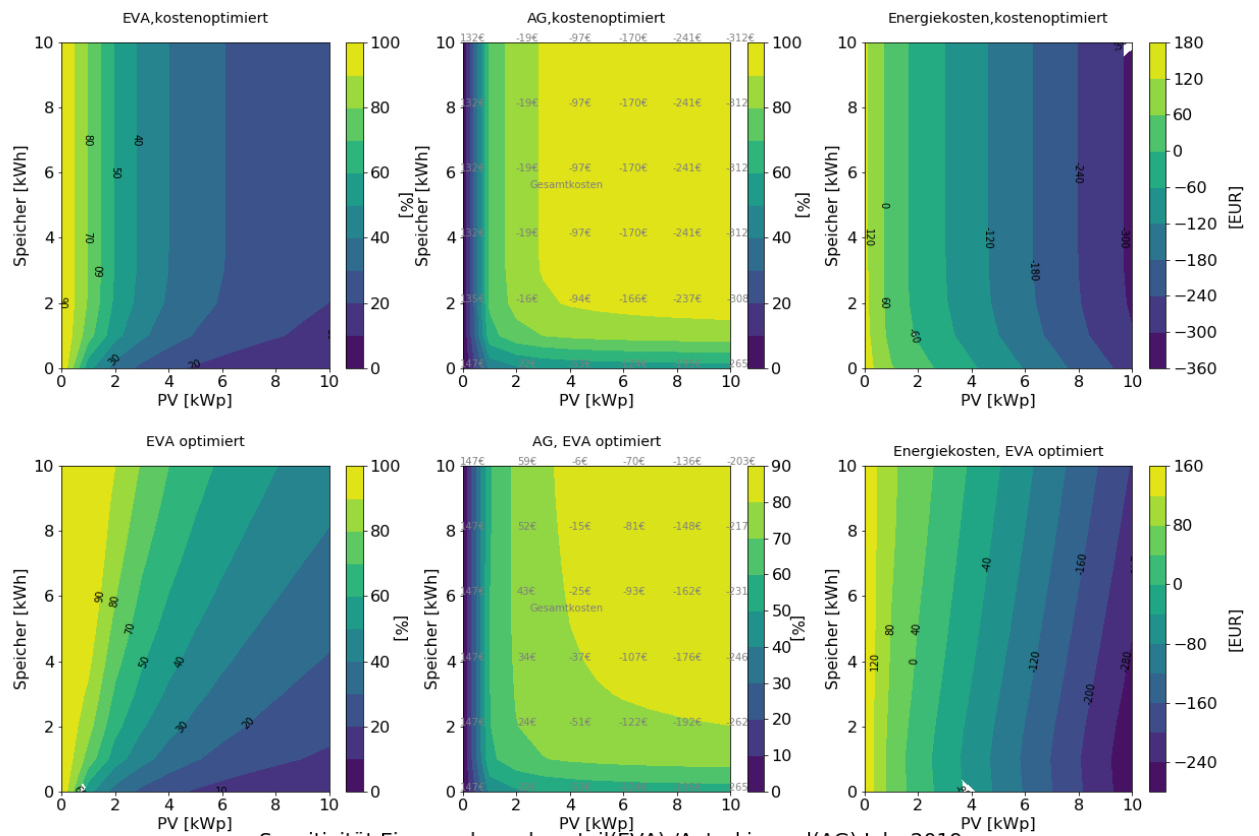


Abbildung 49: Kennzahlenverläufe Modell 5 (Batterie 5 kWh) bei Lastvariation (eigene Abbildung)

Vergleiche dazu die Energiekostenverläufe bei einmal 1 MWh und 5 MWh Jahreslast. Diese scheinbare Unabhängigkeit von der Speichergroße kommt daher, weil die Kosten der Speicherverwendung im Modell nicht eingepreist sind. Für eine Gesamt-Rentabilitätsbetrachtung durch Kostenminimierung der Investition und der Betriebskosten wären daher nur Anlagen mit kleinem Speicher wirtschaftlich. Ausserdem fällt für Jahreslasten ab 6 MWh auf, dass auch mit kleineren PV-Anlagen und Speichern der EVA nicht mehr signifikant steigt, jedoch der Autarkiegrad. Die Gesamtenergiekosten der Optimierung sind zur Verdeutlichung im Heatmap des AG als graufarbige Zahlen eingetragen. Sie gelten in den weiteren Diagrammen der gleichen Simulation an den gleichen Koordinaten.

Sensitivität Eigenverbrauchsanteil(EVA) /Autarkiegrad(AG) Jahr 2019
1MWh Jahreslast (SLP H0 VDEW),Batterie



Sensitivität Eigenverbrauchsanteil(EVA) /Autarkiegrad(AG) Jahr 2019
5MWh Jahreslast (SLP H0 VDEW),Batterie

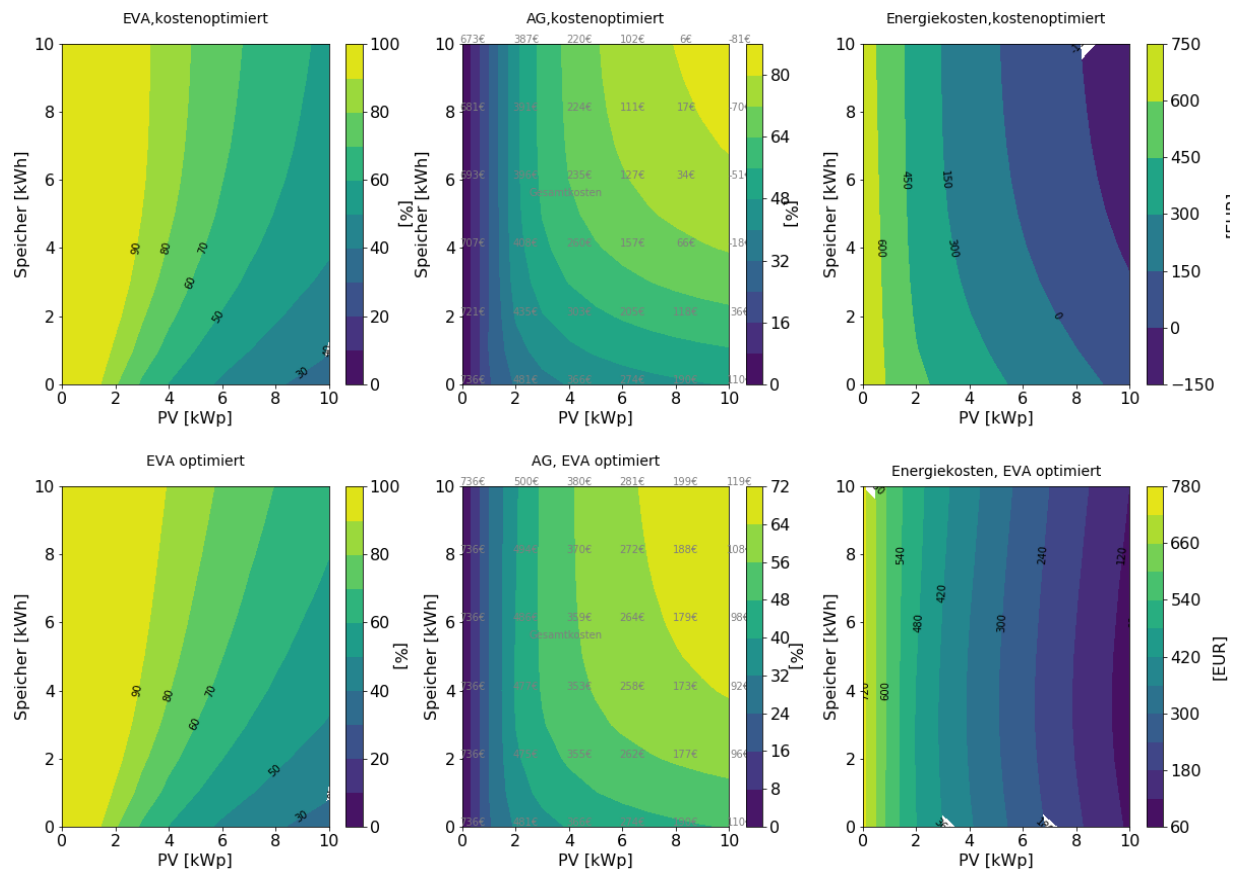


Abbildung 50: Verläufe Modell 3 (Batterie) bei Last (1,5 MWh) (eigene Abbildung)

In Abbildung 50 ist sehr gut die Veränderung des EVAs durch die Lastveränderung zu erkennen. Wird bei kleiner Last die PV-Anlage vergrößert, wird der EVA schnell klein. Nur bei ganz kleinen PV-Anlagen, fast unabhängig vom Speicher, ist der EVA 100 %. Daraus kann abgeleitet werden, dass die PV-Speicheranlagengröße für einen möglichst grossen EVA höchstens dem Lastwert/1000 betragen soll, weil auch mit sehr grossen Speichern der EVA weniger stark angehoben werden kann. Verstärkend zeigt der Verlauf des AGs auch hier, dass nur bei gleichzeitiger Zunahme des Speichers und der PV-Anlagengröße er signifikant zu nimmt. Aus diesen Schlüssen kann erneut abgeleitet werden: Die PV-Anlagengröße soll maximal wie die Last/1000 sein. Nur in Kombination mit grossen Batterien kann ein hoher EVA und ein hoher AG erreicht werden. In Abbildung 51 sind die dem Modell 3 bei der Kostenoptimierung ähnelnden Verläufe von EVA und AG des untersuchten Modells 5 mit Auto und stationärer Batterie bei 5 MWh Last dargestellt.

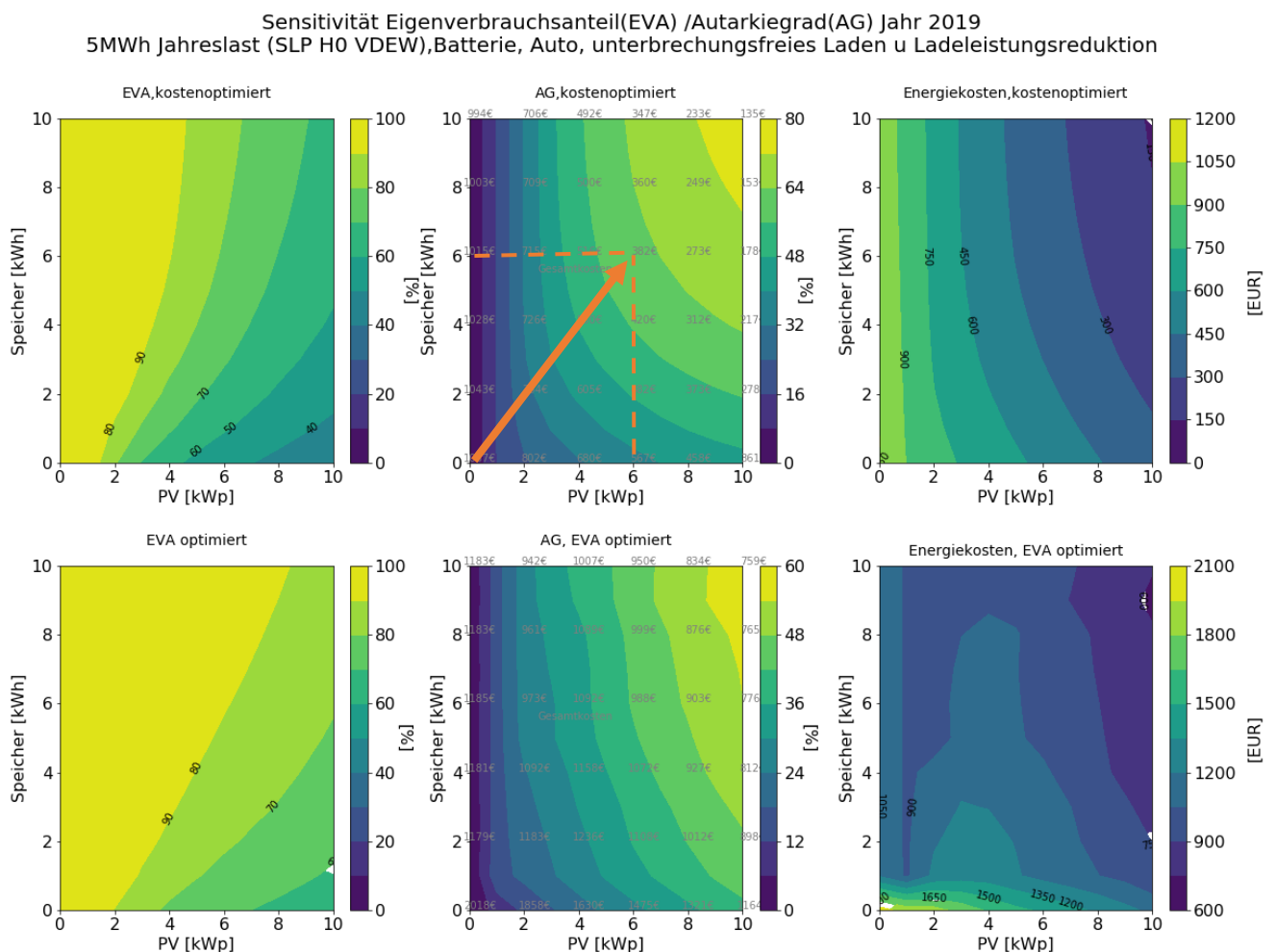


Abbildung 51: Verläufe Modell 5 (Batterie) bei 5 MWh Last (eigene Abbildung)

Der EVA ist beim Modell 5 durchschnittlich um 23% höher als beim Modell 3, da die Gesamtlast mit dem E-Autoverbrauch um 50% grösser ist. Sehr deutlich fällt nun bei der EVA Optimierung auf, dass der Einfluss der Speichergrossen wieder zunimmt. Das heisst, die PV-Anlage und der Speicher können eindeutig vergrößert werden, um einen höheren EVA zu erreichen, da dann ebenfalls auch ein hoher AG erreicht wird. Beim AG ist aus dem Kostenoptimierungs-Kurvenverlauf eine fast lineare 1:1 Beziehung zwischen PV-Anlagengröße und Speichergrossen ablesbar (siehe roter Pfeil).

Wie erwähnt, eine noch bessere Darstellungsform ist, wenn die PV-Anlagengrösse und die Speichergrösse jeweils auf die Last normiert werden. Das reduziert die Darstellung von Diagrammen mit allen unterschiedlichen Lasten auf eine Abbildung und so gelingt über eine zweidimensionale Darstellung die Abbildung von bis zu 4 Grössen. In Abbildung 52 und 53 sind der EVA und der AG in Abhängigkeit von der PV-Grösse und der Batteriegrösse einzeln dargestellt. Im Basis Modell 2 ist keine Batterie berücksichtigt, deshalb verlaufen alle EVA Kurven beim gleichen PV/Last Verhältnis natürlich ident (Batteriegrösse == 0 kWh) (in der Abbildung unten, Batterie auf der Abszisse). Zusätzlich sind noch die Verläufe beider Optimierungsarten gezeichnet.

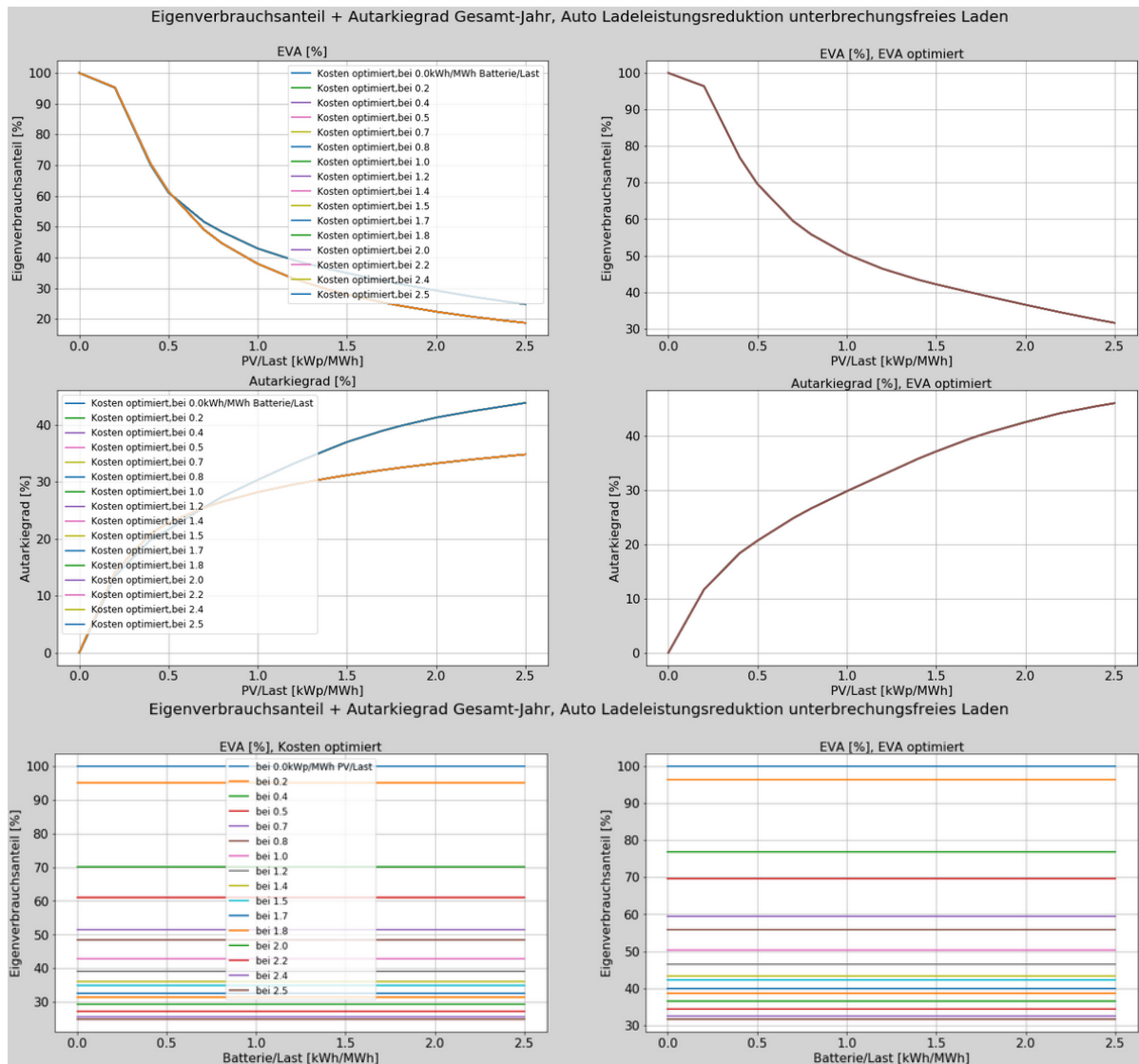


Abbildung 52: Verläufe von Basis Modell 2 auf Last normierte Grössen (eigene Abbildung)

Schlussendlich sind in Abbildung 53 alle Verläufe der Kennzahlen EVA und AG über jeweils eine auf die Last normierte Grösse visualisiert. Darin ist erkennbar, dass z. B. bei Verhältnissen der PV-Anlagengrösse zur Lastgrösse ab grösser gleich 1, der EVA und der AG sich nicht mehr stark verändern und somit von beiden Kennzahlen ein Optimum erreicht wird. Der Verlauf der Kennzahlen ohne Optimierung ist strichliert eingezeichnet.

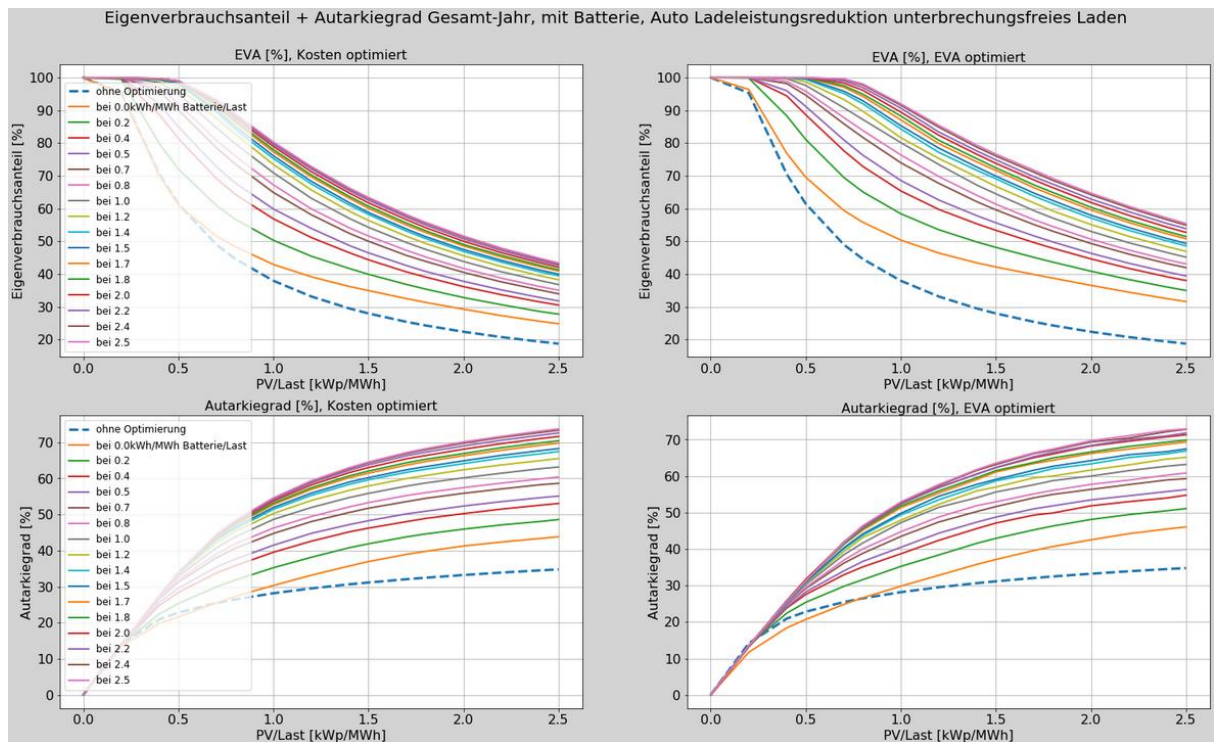


Abbildung 53: Verläufe Modell 5 für PV über alle Batteriegrößen (eigene Abbildung)

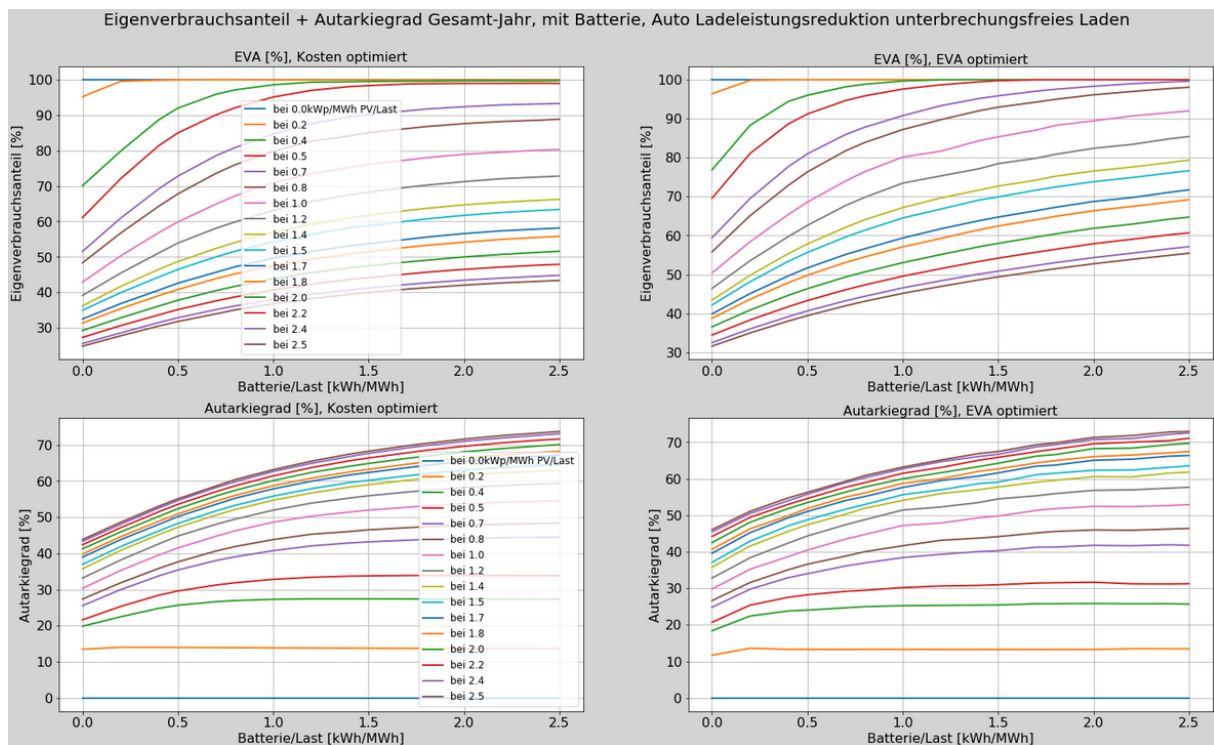


Abbildung 54: Verläufe Modell 5 für Batterie über alle PV-Anlagengrößen (eigene Abbildung)

Führt man diese Abbildungen der auf die Last normierten Größen PV-Anlage und Batterie, wiederum in einem Heatmap zusammen, ergeben sich als Endresultat jene Colormaps aus Abbildung 55 und 56. Bei Abbildung 55 sind die Kennzahlenverläufe für Modell 2, bei der keine Batterie verwendet wird, visualisiert. Deshalb sind die Verläufe der Kennzahlen parallele Geraden zur Ordinate. Die Gesamtkosten für den Netzbezug aus Last und PV (also ohne Optimierung) sind in Grau im Diagramm „Energiekosten“ ebenfalls eingetragen.

Sensitivität Eigenverbrauchsanteil(EVA) /Autarkiegrad(AG) Jahr 2019
ohne Batterie, mit Auto unterbrechungsfreies Laden und Ladeleistungsreduktion

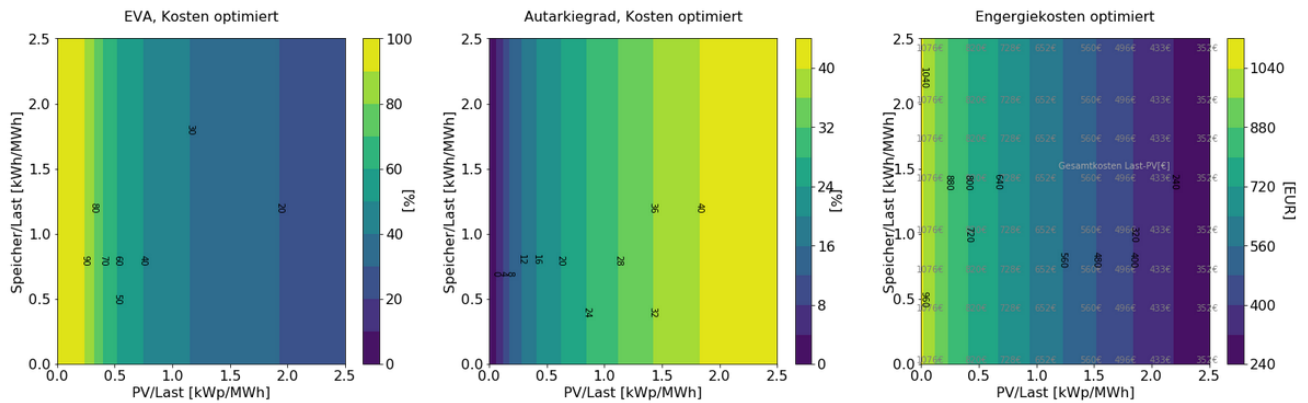


Abbildung 55: Verläufe Modell 2 (keine Batterie) normierte Darstellung (eigene Abbildung)

Der EVA, der AG und die Gesamtenergiekosten von Modell 5 mit den Optimierungen für das Laden eines Autos mit einer PV-Anlage und einer stationären Speicherbatterie, das das Ziel dieser Arbeit ist, ist in Abbildung 56 abgebildet. Hier kann mit einem Blick die Veränderung der Kennzahlen je nach Komponentengrösse der PV-Anlage und der Batterie erfasst und der geeignete PV-Anlageninteressent kann eine grafische Anlagendimensionierung durchführen. Bei Anlagengrössen ab einer PV-Nennleistung von zweimal der Last und mit einem Speicher mit der Grösse der Last/1000 können die variablen Energiekosten auf 0 gesenkt werden. Zu beachten gilt: die Gesamtanlageninvestition ist nicht eingepreist.

Sensitivität Eigenverbrauchsanteil(EVA) /Autarkiegrad(AG) Jahr 2019 Batterie
mit Auto unterbrechungsfreies Laden und Ladeleistungsreduktion

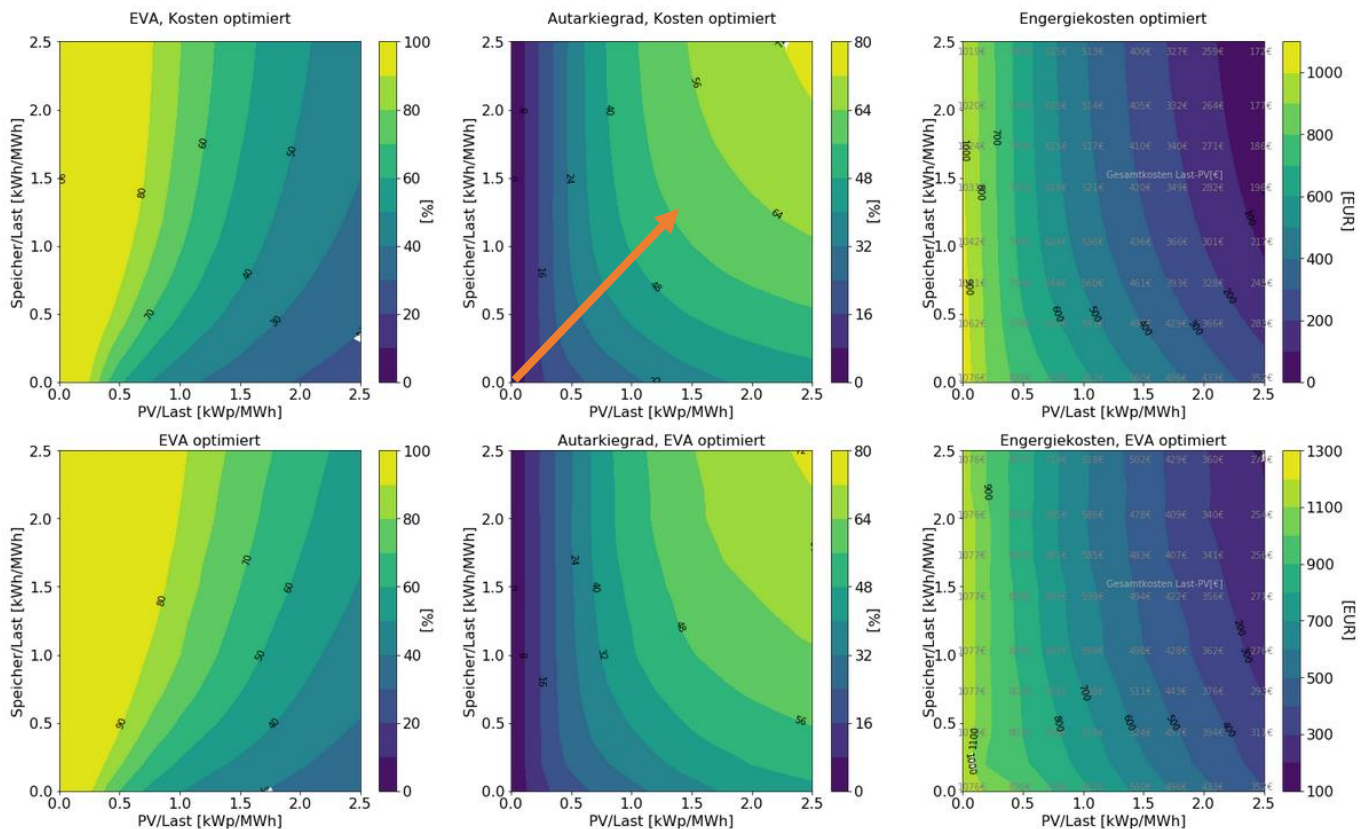


Abbildung 56: Verläufe Modell 5, normierte Anlagengrössendarstellung und das eigentliche Ziel der Arbeit (eigene Abbildung)

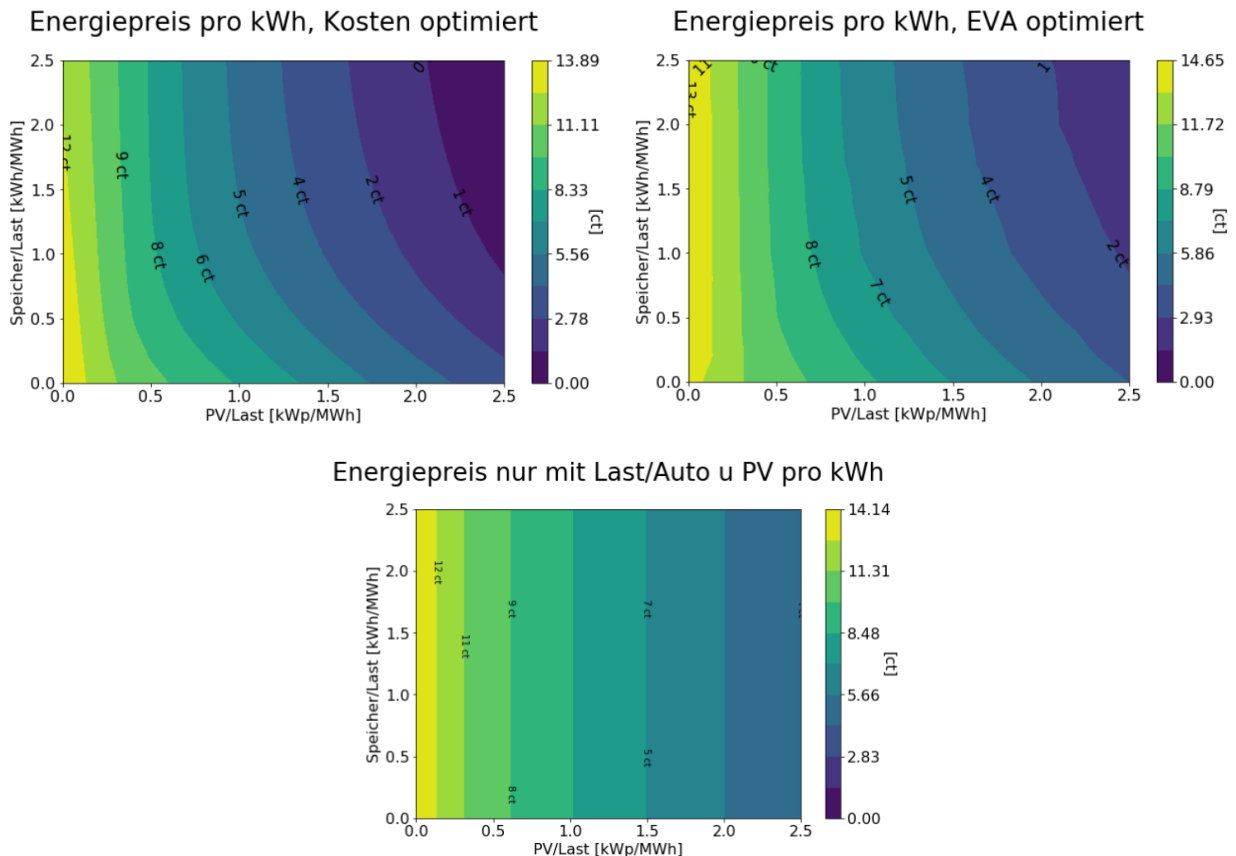


Abbildung 57: Modell 5, Energiepreis mit normierter Anlagengrössendarstellung (eigene Abbildung)

Interessant ist das Ergebnis des Energiepreises kWh ohne und mit den beiden Optimierungsarten. So sind die Kosten bei der Kostenoptimierung über alle Anlagengrößen im Schnitt um ca. 14 % günstiger als ohne Optimierung. Der Energiepreis der Optimierung wird auf der Basis der Energiepreiskosten unter Berücksichtigung des zeitlichen Tarifpreises pro Anlagengrößen-Variante und Jahr geteilt durch die Gesamtlast berechnet. In der Gesamtlast ist jeweils die Haushaltslast, der E-Autoverbrauch und die Verluste enthalten. Beim Energiepreis ohne Optimierung wird der Gesamtpreis aus Last minus PV-Erzeugung zum zeitlichen Tarifpreis geteilt durch die Gesamtlast gerechnet. Die Verläufe der Energiekosten sind in Abbildung 57 visualisiert.

7. Zusammenfassung: Diskussion und Bewertung der Ergebnisse

Abschliessend werden in diesem Kapitel die wesentlichen Ergebnisse dieser Arbeit zusammengefasst, bewertet und diskutiert.

7.1 Ergebnisse im Hinblick auf die Forschungsfrage

Durch das entwickelte Simulationsmodell mit einer gemischt-ganzzahligen linearen Optimierung kann die gestellte Aufgabe bei einem gegebenen Prosumer-Haushalt die Energiekosten zu verringern, den Eigenverbrauchsanteil und den Autarkiegrad zu steigern, erfüllt werden.

Dazu wurde ein Energiemodell eines Prosumer-Haushaltes entwickelt, mit dem das lineare Optimierungsmodell formuliert werden konnte. Mit diesem Modell können durch entsprechende Parametrierung und An- und Abwahl von Komponenten viele verschiedene Szenarien, wie die Berücksichtigung des Ladens eines E-Autos in Abhängigkeit von seiner Verwendung und mit und ohne stationärem Batteriespeicher über Tagesoptimierungen in einem frei gewählten Zeitraum berechnet und ihre Ergebnisse grafisch dargestellt werden.

Dem Modell liegen exogene PV-Erzeugungs-, Lastgangs- und Fahrprofile in 15-minütiger Auflösung zugrunde. Die Komponentenparametrierung basiert auf nachprüfbaren und realistischen Angaben.

Darüber hinaus wurde eine normierte grafische Verlaufsdarstellung der wichtigen Kennwerte Eigenverbrauchsanteil und Autarkiegrad dieses PV-Speichersystems bei dessen Grössenvariation entwickelt.

Das Modell berechnet neben diesen optimierten Kennzahlen immer auch die Kennzahlen ohne Optimierung des zugrundeliegenden Basismodells, zum direkten Vergleich, welche Vorteile die Optimierung bringt.

7.2 Detaillergebnisse

Die Modelle wurden auf den Jahressummen-Annahmen einer Haushaltslast von 5 MWh und einer PV-Anlagengrösse mit 5 kWp Nennleistung mit einem Energieertrag von 5385 kWh am Standort Diepoldsau/Schweiz und wenn konfiguriert, mit einem stationären Batteriespeicher von 5 kWh berechnet.

Schon durch die Installation einer PV-Anlage ohne Optimierung (eine Optimierung ohne Flexibilität ist nicht möglich) können die Energiekosten von 735 EUR/a auf 318 EUR gesenkt werden. Durch den Eigenverbrauchsanteil von 1982 kWh beträgt der Jahres-EVA 36.8 % und der AG 39% (definitionsbedingt können EVA und der AG nur bei Berücksichtigung einer PV-Anlage berechnet werden).

Wird zu diesem Szenario noch der Verbrauch von einem Fahrprofil eines E-Autos in Höhe von 2619 kWh hinzugefügt, entstehen Energiekosten von 651 EUR. Das heisst, um die Kosten von 333 EUR kann das E-Auto die 16778 km des Fahrprofils im Jahr fahren, wenn

es zu Hause direkt nach dem Ankommen zum Laden angesteckt wird. Die durch den Fahrverbrauch verursachte SOC-Minderung der Auto-Batterie wird dann mit höchster Ladeleistung zum jeweiligen Tarif kompensiert. Wenn keine PV-Anlage für die Lastdeckung vorhanden wäre, entstehen für dieses Szenario Kosten von 1080 EUR/a. Der EVA steigt bei einem Direktverbrauch von 2044 kWh auf 37.7 % und der AG würde auf 28 % fallen. Würde auch dieses Szenario ohne Batterie kostenoptimiert geladen, steigt der EVA auf 43 % und der AG fällt nur auf 30 % bei Energiekosten von 622 EUR. Die Flexibilität für die Optimierung sind hier die zeitlich verschiedenen Netztarife. Wird diesem Szenario noch eine zusätzliche stationäre Batterie für das Loadshifting (Lastverschiebung) gegönnt und wird dann das Laden und der Verbrauch kosten-optimiert, steigt der EVA auf 71.5% und der AG auf 49% bei Energiekosten von 458 EUR an. Der Direktverbrauch der PV-Gesamterzeugung von 5385 kWh würde auf beachtliche 3823 kWh oder 71% vom PV-Strom von vormals 38% ansteigen. Beachte: Dieses letzte Szenario mit Batterie wurde ohne Optimierung nicht untersucht, da zuerst eine Lade-/Entladestrategie für die Batterie definiert werden müsste (z.B. direktes priorisiertes Vollladen bei PV-Überschuss etc.). Bei einer EVA Optimierung, bei der die Netzeinspeisung minimiert wird, würde ein EVA von 86% mit einem AG von 37.5% bei unökonomischen Energiekosten von 1103 EUR im Vergleich zu 1080 EUR Energiekosten bei keiner Optimierung erreicht werden.

Der Jahres-Eigenverbrauchsanteil eines Prosumer-Haushaltes bei dem auch der Verbrauch eines E-Autos berücksichtigt wird, kann mit dem Optimierungsmodell um 89 % und der Autarkiegrad um 73.12 % gegenüber keiner Optimierung gesteigert werden. Die Jahres-Energiekosten reduzieren sich im besten Fall von 651.64 EUR bei Verbrauch und zeitgleicher PV Produktion auf 458.82 EUR. Dies ist erzielbar, wenn die Simulation auf Tagesprognosen bzw. Verläufen wie SOC der Komponenten aufbaut und die Steuerung entsprechend mit der E-Autobatterie kommunizieren kann.

Somit hat die Optimierung alle an sie gestellten Anforderungen aus den Fragestellungen klar erfüllt.

7.3 Erkenntnisse

Die für PV-Speicheranlagen wichtigen Kennzahlen, Eigenverbrauch und Autarkiegrad korrelieren negativ zueinander. Das bedeutet, dass nicht beide zugleich maximiert werden können, vielmehr ein guter Kompromiss zwischen beiden Kennzahlen gefunden werden muss. Durch die normierte grafische Darstellung von Eigenverbrauch und Autarkiegrad in Abhängigkeit von den wesentlichen Anlagengrößen wie PV-Nennleistung, Speicher und gegebener Last, kann ein gutes Verständnis über die Zusammenhänge aller dieser 5 Werte gewonnen werden.

Generell kann aus den Ergebnissen festgestellt werden, dass PV-Anlagen sich mit verschiedenen Zielsetzungen betreiben lassen. Diese haben grossen Einfluss auf die Kosten, den Netzbezug und die zeitliche Lastflexibilität.

Die PV-Anlagengröße sollte sich am Verbrauch orientieren und eher grösser als kleiner gewählt werden. Die Speichergrossen sollte wiederum auf die PV-Anlagenleistung und die

Last abgestimmt werden. Die Ergebnisse zeigen auch, dass durch die Optimierung der stationäre Speicher tendenziell kleiner als die PV-Leistung ausfallen kann. Bei keiner Optimierung und dennoch gewünschtem hohem Autarkiegrad sollte die Batterie etwa die Grösse der PV-Anlagen haben.

Die Definition der „Kostenminimierung“ Zielfunktion nur über die Netztarife abzubilden kann als Schwachpunkt des Modells angesehen werden. Das Modell dient aber nicht zu einer Amortisationsrechnung nach der Annuitätenmethode, die den Kapitalwert einer zu Beginn getätigten Investition auf gleichhohe Jahresbeträge verteilt und die dann mit den Jahresgesamtkosten ohne Investition verglichen werden. Vielmehr zielt sie darauf ab, das Potenzial von ausgeführten oder nicht geförderten Anlagen nach ihren variablen Grenzkosten zu optimieren. Durch die fallenden Batteriespeicherkosten ist der vor wenigen Jahren noch kategorisch abgelehnte ökonomische Einsatz von stationären Batteriespeichern so nicht mehr korrekt. Diese Arbeit hat nachgewiesen, dass für die dezentrale PV-Erzeugung Batteriespeicher im Hinblick auf die Reduktion der Energienetzbelastung (durch geringeren Bezug, bzw. auch durch Verringerung der PV-Einspeisung) die Erhöhung des EVAs und des AGs durch Loadshifting absolut notwendig sind.

Wenn möglich, sollten grosse Lasten in Zeiten grosser PV-Erzeugung oder niedriger Netztarife verschoben werden. Dies kann benutzerfreundlich am Ehesten durch eine Steuerung erreicht werden. Das vorliegende Programm könnte verhältnismässig einfach entsprechend weiterentwickelt werden, dass über aktuelle Wetterprognosen und über die E-Auto Nutzung, die infrage kommenden Lasten zeitlich gesteuert werden können.

Literaturverzeichnis

- Aachen, I. f. (2018). *Wissenschaftliches Mess- und Evaluierungsprogramm Solarstromspeicher 2.0 - Jahresbericht 2018*. Aachen: Speichermonitoring.
- Ambel, C. C. (2018). *How to decarbonise European transport by 2050*. Brussels: Transport & Environment.
- APCS. (20. 07 2020). *synthetische Lastprofile*. Von <https://www.apcs.at/de/clearing/technisches-clearing/lastprofile> abgerufen
- Appelrath, H.-J., Lehnhoff, S., Rohjans, S., & König, A. (2012). *Hybridnetze für die Energiewende: Forschungsfragen aus Sicht der IKT. Acatech*. München: München.
- awkward. (20. 07 2020). *math.stackexchange*. Von <https://math.stackexchange.com/questions/432003/converting-absolute-value-program-into-linear-program> abgerufen
- Basis, C. C. (2013). *Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC)*. New York: Cambridge University Press.
- Bayernwerk AG. (16. 12 2019). *Standardlastprofile (SLP) 2017*. Von <https://www.bayernwerk-netz.de/de/energie-anschiessen/netznutzung-strom/lastprofilverfahren.html> abgerufen
- Bergner, J. (2014). *Untersuchungen zu prognosebasierten Betriebsstrategien für PV-Speichersysteme*. Berlin: Bachelorarbeit HTW Berlin.
- Bergner, J., & Quaschning, V. (2019). *Sinnvolle Dimensionierung von Photovoltaikanlagen für Prosumer*. Berlin: Hochschule für Technik und Wirtschaft (HTW) Berlin.
- Bittel, R., & Hall, M. (20. 07 2020). *FHNW*. Von Der Einfluss der Zeitschritte auf die Eigenverbrauchsrate und den Autarkiegrad für Gebäude: <http://www.energyatfhnw.ch/der-einfluss-der-zeitschritte-auf-die-eigenverbrauchsrate-und-den-autarkiegrad-fuer-gebaeude/> abgerufen
- Bundesnetzagentur für Elektrizität, G. B. (2020). *Monitoringbericht 2019*. Bonn: Bundesnetzagentur.
- Bundesregierung. (20. 07 2020). *Energieeffizienz und Energiesparen*. Von <https://www.bundesregierung.de/breg-de/themen/energiewende/fragen-und-antworten/energieeffizienz-und-energiesparen/energieeffizienz-und-energiesparen-456368> abgerufen
- Butera, G. (06. 08 2020). *Why can't I get the Pi values for a MIP problem?* Von <https://support.gurobi.com/hc/en-us/articles/360034305272-Why-can-t-I-get-the-Pi-values-for-a-MIP-problem-> abgerufen
- Crastan, V. (2009). *Elektrische Energieversorgung 2*. Springer-Verlag: Berlin Heidelberg.
- cvxopt. (06. 08 2020). Von <https://cvxopt.org/> abgerufen
- Deutsches Umweltbundesamt. (20. 07 2020). Von Atmosphärische Treibhausgas Konzentrationen: <https://www.umweltbundesamt.de/daten/klima/atmosphaerische-treibhausgas-konzentrationen#kohlendioxid> abgerufen
- docs.ray.io. (06. 08 2020). Von <https://docs.ray.io/en/master/#> abgerufen
- Dönges, J. (20. 07 2020). *Fast immer reicht das Elektroauto*. Von <http://www.spektrum.de/news/fast-immer-reicht-das-elektroauto/1420000> abgerufen
- E-control. (20. 07 2020). *Gesetze*. Von <https://www.e-control.at/recht/bundesrecht/strom/gesetze> abgerufen

- Edenhofer, O., & Jakob, M. (2017). *Klimapolitik - Ziele, Konflikte, Lösungen*. München: C. H. Beck.
- EEA. (20. 07 2020). *Electric vehicles from life cycle and circular economy perspectives*. Von EEA Report No 18/2019: <https://www.eea.europa.eu/publications/the-first-and-last-mile> abgerufen
- EEG, Bundesministerium für Wirtschaft und Energie. (28. 02 2020). Von https://www.erneuerbare-energien.de/EE/Navigation/DE/Recht-Politik/Das_EEG/das_eeg.html abgerufen
- Effizienzleitfaden für PV Speichersysteme. (2019). BVES Bundesverband Energiespeicher.
- Elektroautos mit Angaben gemäss WLTP. (20. 07 2020). Von Wikipedia.org: https://de.wikipedia.org/wiki/Elektroautos_mit_Angaben_gem%C3%A4%C3%9F_WLTP abgerufen
- Energien, E. (20. 07 2020). *Erneuerbare Energien Gesetz*. Von https://www.erneuerbare-energien.de/EE/Navigation/DE/Recht-Politik/Das_EEG/das_eeg.html abgerufen
- EnergieSchweiz. (2017). *Solarstrom- Eigenverbrauch Optimieren Handbuch*. Bern: Bundesamt für Energie BFE.
- Energiewende. (20. 07 2020). Von Geschichte: <http://www.energiewende.de/urspruenge/> abgerufen
- Energy-Charts.de. (27. 07 2020). *Frauenhofer ISE*. Von https://www.energy-charts.de/ren_share_de.htm?year=all&source=solar-share&period=annual abgerufen
- ETG Taskforce Dezentrale Energieversorgung 2020. (2020). *VDE Studie Dezentrale Energieversorgung 2020*. Frankfurt: Energietechnische Gesellschaft im VDE.
- Finn, P., & Fitzpatrick, C. (07 2013). Demand side management of industrial electricity consumption: Promoting the use of renewable energy through real-time pricing. *Applied Energy* 113, S. 11-21.
- Franz, S., & Fuhs, M. (2016). Speichervertrieb mit Potenzial. *pv magazine*, 26-28.
- Graulich, K., Bauknecht, D., Heinemann, C., Hilbert, I., & Vogel, M. (2018). *Einsatz und Wirtschaftlichkeit von Photovoltaik-Batteriespeichern in Kombination mit Stromsparen*. Freiburg: oeko.de.
- Günsberg, G., & Fucik, J. (2017). *Faktencheck - Was das Elektroauto tatsächlich bringt*. Wien: VCÖ.
- Günsberg, G., & Fucik, J. (2017). *Faktencheck E-Mobilität*. Wien: VCÖ - Mobilität mit Zukunft.
- Gurobi.com. (06. 08 2020). Von <https://www.gurobi.com/> abgerufen
- Heimberger, M., Kaufmann, T., Maier, C., Nemec-Begluk, S., Winter, A., & Gawlik, W. (134 Nr. 3 2017). Energieträgerübergreifende Planung und Analyse von Energiesystemen. *e & i Elektrotechnik und Informationstechnik*, S. S. 229–237.
- Hiesl, A., & Hartner, M. (2014). Erhöhung des Eigenverbrauchs von PV durch Elektromobilität - Limits der Unabhängigkeit. 14. *Symposium Energieinnovation*. TU Graz: EnInnov.TUGraz.
- Hirsch, C. (2017). *Fahrplanbasiertes Energiemanagement in Smart Grids - Dissertation*. Karlsruhe: KIT - Fakultät für Wirtschaftswissenschaften des Karlsruher.
- Höck, J. (2018). *Analyse von Szenarien für die Nutzung von erneuerbaren Energien und Batteriespeicher-technologien in subautarken Ortsnetzen*. Lübeck: Fachhochschule Lübeck.

- infas. (2018). *Mobilität in Deutschland - MiD*. Bonn: infas Institut für angewandte Sozialwissenschaft GmbH.
- IPCC. (2007). *Climate Change 2007 - Synthesis*. Cambridge University Press.
- IPCC. (2013). Summary for Policymakers. In *Climate Change 2013: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. (S. 5). Cambridge: Cambridge.
- IPCC. (2018). *Global Warming of 1.5°C. An IPCC Special Report on the impacts of global warming of 1.5°C above pre-industrial levels and related global greenhouse gas emission pathways, in the context of strengthening the global response to the threat of climate change*. InPress.
- Jakobi, M. (2016). *Optimierung des Netzeinspeiseverhaltens von deutschlandweit verteilten PV-Anlag mit prognosebasierten Betriebsstrategien*. Berlin: HTW Berlin.
- Jendrischik, M. (20. 07 2020). *Cleanthinking*. Von <https://www.cleantinking.de/battery-day-musks-truempfe-tesla-zukunft/> abgerufen
- Jülich, V., Hartmann, N., Junne, T., Unterreiner, L., Arnold, M., Reith, S., & Eltrop, L. (2016). *Betreibermodelle für Stromspeicher - ökonomisch ökologische Analyse und Vergleich von Speichern in autonomen, dezentralen Netzen und für regionale und überregionale Versorgungsaufgaben*. Stuttgart: Fraunhofer Institut für soale Energiesysteme.
- Kaldemeyer, C. (2013). *Optimierung des Stromeigenverbrauchs aus Photovoltaik- und Windkraftanlagen durch den Einsatz von Stromspeichern in Gewerbe und Landwirtschaft*. Flensburg: Fachhochschule Flensburg.
- Kampker, A., & Vallée, D. (2018). *Elektromobilität - Grundlagen einer Zukunftstechnologie*. Berlin: Springer Vieweg.
- Kaschub, T. (2017). *Batteriespeicher in Haushalten unter Berücksichtigung von Photovoltaik, Elektrofahrzeugen und Nachfragesteuerung*. Karlsruhe: Dissertation - KIT-Fakultät für Wirtschaftswissenschaften.
- Kepplinger, P., Fässler, B., Huber, G., Ireshika, M., Rheinberger, K., & Preissinger, M. (2019). Autonomes Demand Side Management verteilter Energiespeicher. *Elektrotechnik & Informationstechnik*. Von <https://doi.org/10.1007/s00502-019-00782-9> 2019 abgerufen
- Koch, F. (2019). *Untersuchung zur Kostenminimierung in einem PV to Vehicle to Grid System am Beispiel eines betrieblichen Fuhrparks in Österreich*. Dornbirn: FHV.
- Krätzig, C. (20. 07 2020). *Uni Hamburg*. Von Klimaleugner: <https://www.uni-hamburg.de/newsroom/im-fokus/2019/09-27-klimaleugner.html> abgerufen
- Magnor, T. (2017). *Globale Optimierung netzgekoppelter PV-Batteriesysteme unter besonderer Berücksichtigung der Batterialterung*. Aachen: RATH Dissertation Aachen.
- Maier, C., Groiss, C., Litzlbauer, M., Schuster, A., & Zeilinger, F. (2014). Eigenverbrauchssteigerung in Haushalten durch Demand-Side-Management. 13. *Symposium Energieinnovation*. Graz.
- Markstaler, M. (2018). *Photovoltaik für Ingenieure - Theorie und Anwendung für dezentrale Energiesystemberechnung mit Python*. Norderstedt: Books on Demand.
- Märtel, C. (20. 07 2020). *Solaranlagen Portal*. Von <https://www.solaranlagen-portal.com/photovoltaik/kosten> abgerufen
- Mehrfamilienhaus, E. v. (2019). *Eidgenössisches Departement für Umwelt, Verkehr, Energie und Kommunikation UVEK*. Bern: Bundesamt für Energie BFE.

- Nobis, P. (2015). *Entwicklung und Anwendung eines Modells zur Analyse der Netzstabilität in Wohngebieten mit Elektrofahrzeugen, Hausspeichersystemen und PV-Anlagen*. München: Dissertation Technische Universität München.
- Nobis, P., Samweber, F., & Fischhaber, S. (2015). PV-Eigenverbrauch erhöhen mit Elektrofahrzeugen und Hausspeichersystemen. 9. *Internationale Energiewirtschaftstagung "Energiesysteme im Wandel: Evolution oder Revolution?"* München.
- Oesterreichs Energie. (20. 07 2020). Von Grafiken: <https://oesterreichsenergie.at/strompreis.html> abgerufen
- Openmod Initiative. (20. 07 2020). Von https://wiki.openmod-initiative.org/wiki/Open_Models abgerufen
- Ortlieb, C., Dresky, C., Gasser, I., & Günzel, S. (2009). *Mathematische Modellierung: Eine Einführung in zwölf Fallstudien*. Wiesbaden: Vieweg+Teubner Verlag.
- Palensky, P., & Dietrich, D. (7 2011). Demand Side Management: Demand Response, Intelligent Energy Systems, and Smart Loads. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, S. 381-388.
- Papageorgiou, M., Leibold, M., & Buss, M. (2012). *Optimierung - Statische, dynamische, stochastische Verfahren für die Anwendung*. Berlin: Springer.
- Paula, M. (2020). *Innovative Energietechnologien in Österreich Marktentwicklung 2019*. Wien: Bundesministerium für Klimaschutz, Umwelt, Energie, Mobilität, Innovation und Technologie (BMK).
- PuLP. (06. 08 2020). Von <https://pypi.org/project/PuLP/> abgerufen
- PV Austria. (20. 06 2020). Von Strom verkaufen: <https://www.pvaustria.at/strom-verkaufen/> abgerufen
- PV Now Easy. (20. 07 2020). Von DGS Franken: <https://www.pv-now-easy.de/index.php?id=236> abgerufen
- Python.org. (06. 08 2020). Von <https://www.python.org/> abgerufen
- Quaschning, V. (2012). *Regenerative Energiesysteme: Technologie, Berechnung, Simulation*. München: Hanser Verlag.
- Quaschning, V. (20. 07 2020). HTW Berlin. Von Unabhängigkeitsrechner: <https://pvspeicher.htw-berlin.de/unabhaengigkeitsrechner/> abgerufen
- Roth, S. (2018/10). Mehr Eigenverbrauch mit Batteriespeichern. *bulletin.ch*, 22-27.
- Schellong, W. (2016). *Analyse und Optimierung von Energieverbundsystemen*. Berlin Heidelberg: Springer-Verlag.
- Schellong, W. (2016). *Analyse und Optimierung von Energieverbundsystemen*. Berlin, Heidelberg: Springer.
- Schmela, M. (2020). *Global Market Outlook for Solar Power 2020-2024*. SolarPower Europe.
- Scipy. (06. 08 2020). Von <https://www.scipy.org/> abgerufen
- Statista. (20. 07 2020). Von Abhaengigkeit von Energieimporten: <https://de.statista.com/statistik/daten/studie/154568/umfrage/abhaengigkeit-von-energieimporten-in-deutschland-seit-1996/> abgerufen
- Sterner, M., & Stadler, I. (2016). *Energiespeicher – Bedarf, Technologien, Integration*. Berlin Heidelberg: Springer-Verlag.
- Stromnetze für 65 Prozent Erneuerbare bis 2030. Zwölf Maßnahmen für den synchronen Ausbau von Netzen und Erneuerbaren Energien*. (2018). Berlin: Agora Energiewende.

- Stukelj, S. (2014). *Photovoltaikstrom-Eigenverbrauchsoptimierung mit aktivem Demand Side Management auf Siedlungsebene*. Wien: Technischen Universität Wien.
- Suhl, L., & Mellouli, T. (2009). *Optimierungssysteme: Modelle, Verfahren, Software, Anwendungen*. Berlin: Springer.
- Tomschy, R., Herry, M., Sammer, G., Klementsitz, R., Riegler, S., Follmer, R., . . . Spiegel, T. (2016). *Österreich unterwegs 2013/2014. Ergebnisbericht zur österreichweiten Mobilitätserhebung „Österreich unterwegs 2013/2014*. Wien: Bundesministerium für Verkehr, Innovation und Technologie.
- Umweltagentur, E. (20. 07 2020). *eea.europa.eu*. Von <https://www.eea.europa.eu/de/signale/die-zukunft-der-energie-in-1/artikel/energie-und-klimawandel> abgerufen
- Umweltbundesamt. (2014). *Szenarien und Entwicklung der Elektromobilität in Österreich*. Wien: Ministerium für ein Lebenswertes Österreich.
- Umwelttechnologien, A. f.-u. (2018). *Technologie Roadmap für Photovoltaik in Österreich*. Wien: Bundesministerium für Verkehr, Innovation und Technologie.
- unendlich-viel-energie. (20. 07 2020). *Unendlich viel Energie*. Von <https://www.unendlich-viel-energie.de/themen/gute-gruende> abgerufen
- Verbraucherzentrale Nordrhein-Westfalen. (20. 07 2020). Von <https://www.verbraucherzentrale.nrw/solarrechner> abgerufen
- VKW. (20. 07 2020). Von Privat 24 Tarif: <https://www.vkw.at/strom-privat24.htm> abgerufen
- Wegatech. (20. 07 2020). Von Kosten und Wirtschaftlichkeit von Stromspeicher: <https://www.wegatech.de/ratgeber/photovoltaik/kosten-und-wirtschaftlichkeit/stromspeicher/> abgerufen
- Weniger, J., & Quaschnig, V. (2013). Begrenzung der Einspeiseleistung von netzgekoppelten Photovoltaiksystemen mit Batteriespeichern. 28. *Symposium Photovoltaische Solarenergie* (S. 10). Kloster Banz, Bad Staffelstein: Hochschule für Technik und Wirtschaft (HTW) Berlin.
- Weniger, J., & Quaschnig, V. (2013). Begrenzung der Einspeiseleistung von netzgekoppelten PV-Systemen mit Batteriespeichern. 28. *Symposium Photovoltaische Solarenergie*. Bad Staffelstein.
- Weniger, J., Bergner, J., Tjaden, T., & Quaschnig, V. (2015). *Dezentrale Solarstromspeicher für die Energiewende*. Berlin: BWV Berliner Wissenschafts-Verlag.
- Weniger, J., Bergner, J., Tjaden, T., & Quaschnig, V. (2015). *Intelligent Speichern statt abregeln - Effekte der 50%-Einspeisebegrenzung des KfW-Förderprogramms für Photovoltaik-Speichersysteme*. Berlin: Hochschule für Technik und Wirtschaft HTW Berlin.
- Weniger, J., Tjaden, T., & Quaschnig, V. (10 2012). Solare Unabhängigkeitserklärung. *photovoltaik*, S. 50-54.
- Wirth, H. (2020). *Aktuelle Fakten zur Photovoltaik in Deutschland*. Freiburg: Fraunhofer ISE.
- Zentrum für Sonnenenergie- und Wasserstoff-Forschung Baden-Württemberg. (20. 07 2020). Von Weltweite Zahlen Elektrofahrzeuge: <https://www.zsw-bw.de/presse/aktuelles/detailansicht/news/detail/News/zahl-der-elektroautos-steigt-weltweit-von-56-auf-79-millionen.html/> abgerufen

Anhang A - Simulationsmodellprogramm

Das Simulationsprogramm ist zum Abdrucken in dieser Arbeit zu umfangreich.

Bei Interesse kann das Simulationsprogramm beim Autor Markus Rüb über

markus@ruefmark.com angefordert werden.

Beispiel Code-Auszug für die Registrierung einiger Entscheidungsvariablen im Model:

```
#####
# Lineare Optimierung: Entscheidungsvariablen der veränderbaren Leistungen (Registrierung)
#####
def mod_power(cfg,model):
    mod_power_var = {}

    # Netzanschluss:
    # Leistungsgrenzen für Einspeisung und Bezug: -n_max_in <= nt <= n_max_out
    #n: positive Werte für Bezug (kw), negative Werte für Einspeisung (kw), nt=nt+ -nt- für nt+ >= 0 und nt->=0
    power_var['n']=model.addVars(cf['Prdn'],lb=-cf['nmaxin'],ub=cf['nmaxout'],name='n',vtype=gp.GRB.CONTINUOUS)

    # Hausbatterie:
    if cfg['bUse']:
        # Ladeleistung (kW) Leistungsgrenzen Laden: 0 <= bin,t <= bmax, Zeitperiode t
        power_var['bin']=model.addVars(cf['Prdn'],lb=0.0,ub=cf['bmaxin'],name='b_in',vtype=gp.GRB.CONTINUOUS)
        # Entladeleistung (kW) Leistungsgrenzen Entladen: 0 <= bout,t <= bmax, out für jede Zeitperiode t
        power_var['b_out']= model.addVars(cf['Prdn'],lb=0.0,ub=cf['bmaxout'],name='b',vtype=gp.GRB.CONTINUOUS)

    # Antriebsbatterie des autos Ladeleistung (kW) von Auto
    if cfg['aUse']:
        power_var['s']= model.addVars(cf['Prdn'],lb=0.0,ub=cf['smaxin'],name='s',vtype=gp.GRB.CONTINUOUS)
    return (power_var)
```

Anhang B - Photovoltaik Eigenverbrauchsrechner pv-austria.at

Standortdaten

Standort

Wien

Haushaltsgröße

1 Person(en)

3 Person(en)

5 Person(en)

Stromverbrauch / Jahr

0 kWh

5.000 kWh

10.000 kWh

Verbrauchsprofil

Wie viele Personen sind in Ihrem Haushalt typischerweise unter der Woche tagsüber zuhause?

etwa die Hälfte

Daten zur PV-Anlage

PV-Neigung

30 Grad

PV-Ausrichtung

Süd

Installierte PV-Leistung

0 kW_p

5 kW_p

10 kW_p

Erhöhung des Eigenverbrauchs

Elektrisches Lastmanagement

Lastmanagement

Nicht vorhanden ☐ Vorhanden ☒

Nutzbare Akkukapazität

0 kWh

5 kWh

10 kWh

Speichertechnologie

Lithiumbasiert ☒ Bleibasiert ☐

Elektrische Warmwasserbereitung

0 kW

5 kW

Wärmepumpe

Elektroauto

Elektrische Energiebilanz / Jahr

Erwarteter PV-Ertrag

5.422 kWh

Eigenverbrauch direkt

1.895 kWh

Eigenverbrauch mittels Akku

1.547 kWh

Eigenverbrauch Warmwasserbereitung

0 kWh

Summe Eigenverbrauch im Haushalt

3.442 kWh

Einspeisung ins Stromnetz

1.980 kWh

Strombezug aus dem Netz

1.635 kWh

Energiebilanz absolut in kWh/Jahr

Warmwasser-Anteil durch PV

0 %

CO₂-Einsparung

1,52 t

Geschätzter Flächenbedarf

für polykristalline Module

32,7 m²

für monokristalline Module

30,4 m²

für Dünnschichtmodule (CIGS)

39,0 m²

für Hochleistungsmodule

25,9 m²

Eigenverbrauchsanalyse

Wohin geht die erzeugte PV-Energie?

Eigenverbrauchsquote

> 60%

55-60%

30-55%

< 30%

83%

Sehr guter Eigenverbrauch!

Bewertung der Auslegung

Sie haben Ihre PV-Anlage sehr ausgewogen und passend zum Verbrauchsprofil ausgelegt.

Quelle: https://pv-austria.at/sonnenklar_rechner/

- 85 -

Anhang C - HPC Programmausführung

Interessehalber sind einige Screenshots der Programmausführung auf einem HPC angefügt.

CPU Auslastung

1	[100.0%]	17	[100.0%]	33	[100.0%]	49	[100.0%]												
2	[100.0%]	18	[100.0%]	34	[100.0%]	50	[100.0%]												
3	[100.0%]	19	[100.0%]	35	[100.0%]	51	[100.0%]												
4	[100.0%]	20	[100.0%]	36	[100.0%]	52	[100.0%]												
5	[100.0%]	21	[100.0%]	37	[100.0%]	53	[100.0%]												
6	[100.0%]	22	[100.0%]	38	[100.0%]	54	[100.0%]												
7	[100.0%]	23	[100.0%]	39	[100.0%]	55	[100.0%]												
8	[100.0%]	24	[100.0%]	40	[100.0%]	56	[100.0%]												
9	[100.0%]	25	[100.0%]	41	[100.0%]	57	[100.0%]												
10	[100.0%]	26	[100.0%]	42	[100.0%]	58	[100.0%]												
11	[100.0%]	27	[100.0%]	43	[100.0%]	59	[100.0%]												
12	[100.0%]	28	[100.0%]	44	[100.0%]	60	[100.0%]												
13	[100.0%]	29	[100.0%]	45	[100.0%]	61	[100.0%]												
14	[100.0%]	30	[100.0%]	46	[100.0%]	62	[100.0%]												
15	[100.0%]	31	[100.0%]	47	[100.0%]	63	[100.0%]												
16	[100.0%]	32	[100.0%]	48	[100.0%]	64	[100.0%]												
Mem[]	102G/252G			Tasks: 464, 5209 thr; 64 running															
Swp[]	0K/19.5G			Load average: 1699.03 1724.90 1691.82															
				Uptime: 26 days, 11:54:54															
PID	USER	PRI	NI	VIRT	RES	SHR	S	CPU%	MEM%	TIME+	Command								
44917	ruelfmarku	20	0	78.0G	266M	68316	R	88.0	0.1	40:55.98	ray:: main .fuc()								
44954	ruelfmarku	20	0	78.2G	252M	68008	R	83.0	0.1	42:11.51	ray:: main .fuc()								
84431	ruelfmarku	20	0	75.4G	262M	64868	R	83.0	0.1	28:10.28	ray:: main .fuc()								
79073	ruelfmarku	20	0	72.6G	275M	67132	R	77.0	0.1	11:11.25	ray:: main .fuc()								
84491	ruelfmarku	20	0	75.4G	251M	65664	R	76.8	0.1	25:06.48	ray:: main .fuc()								
101522	ruelfmarku	20	0	68.3G	273M	63404	R	75.4	0.1	14:43.23	ray:: main .fuc()								
44909	ruelfmarku	20	0	78.2G	268M	68208	R	73.6	0.1	36:10.49	ray:: main .fuc()								
44962	ruelfmarku	20	0	78.2G	248M	68392	R	71.5	0.1	42:24.51	ray:: main .fuc()								
44947	ruelfmarku	20	0	78.2G	259M	68272	R	68.9	0.1	36:58.79	ray:: main .fuc()								
44916	ruelfmarku	20	0	78.2G	275M	68328	R	68.1	0.1	36:39.80	ray:: main .fuc()								
84425	ruelfmarku	20	0	75.2G	230M	66448	R	65.1	0.1	16:06.93	ray:: main .fuc()								
101605	ruelfmarku	20	0	68.3G	257M	63508	R	64.1	0.1	14:20.47	ray:: main .fuc()								
44937	ruelfmarku	20	0	78.2G	261M	68004	R	63.9	0.1	36:43.73	ray:: main .fuc()								
44945	ruelfmarku	20	0	78.0G	264M	66436	R	63.5	0.1	51:30.95	ray:: main .fuc()								
116351	ruelfmarku	20	0	70.4G	248M	67508	R	62.7	0.1	4:07.45	ray:: main .fuc()								
84424	ruelfmarku	20	0	75.2G	243M	65160	R	62.5	0.1	27:57.19	ray:: main .fuc()								
79132	ruelfmarku	20	0	72.8G	263M	67632	R	61.7	0.1	7:26.08	ray:: main .fuc()								
79179	ruelfmarku	20	0	72.6G	229M	67124	R	61.3	0.1	9:48.91	ray:: main .fuc()								
116238	ruelfmarku	20	0	70.4G	254M	64984	R	60.3	0.1	13:12.29	ray:: main .fuc()								
44932	ruelfmarku	20	0	78.2G	283M	68000	R	60.1	0.1	33:59.16	ray:: main .fuc()								
44963	ruelfmarku	20	0	78.0G	287M	68368	R	59.9	0.1	40:36.48	ray:: main .fuc()								
84407	ruelfmarku	20	0	75.4G	242M	67044	R	59.9	0.1	14:57.71	ray:: main .fuc()								
79208	ruelfmarku	20	0	72.8G	285M	67240	R	59.3	0.1	7:23.23	ray:: main .fuc()								
84482	ruelfmarku	20	0	75.2G	252M	66720	R	58.5	0.1	15:58.72	ray:: main .fuc()								
44953	ruelfmarku	20	0	77.9G	287M	70112	R	58.3	0.1	26:30.25	ray:: main .fuc()								
44921	ruelfmarku	20	0	78.0G	313M	68628	R	57.9	0.1	40:10.26	ray:: main .fuc()								
44929	ruelfmarku	20	0	78.0G	267M	68264	R	56.5	0.1	36:36.77	ray:: main .fuc()								
44913	ruelfmarku	20	0	78.0G	240M	66764	R	56.1	0.1	49:17.25	ray:: main .fuc()								
116326	ruelfmarku	20	0	70.4G	216M	67764	R	56.1	0.1	4:02.55	ray:: main .fuc()								
44906	ruelfmarku	20	0	78.0G	272M	66532	R	55.9	0.1	46:50.52	ray:: main .fuc()								
44914	ruelfmarku	20	0	78.0G	273M	68012	R	55.7	0.1	39:44.44	ray:: main .fuc()								
44944	ruelfmarku	20	0	78.1G	313M	66424	R	55.5	0.1	48:18.44	ray:: main .fuc()								
79261	ruelfmarku	20	0	72.6G	239M	67852	R	54.9	0.1	7:24.70	ray:: main .fuc()								
F1	Help	F2	Setup	F3	Search	F4	Filter	F5	Tree	F6	SortBy	F7	Nice	F8	Nice	F9	Kill	F10	Quit

CPU Auslastung bei Porgrammausführung mit Python Ray Library auf einem HPC

Ray Dashboard

MACHINE VIEW										
LOGICAL VIEW										
RAY CONFIG										
	Host	Workers	Uptime	CPU	RAM	Disk	Sent	Received	Logs	Errors
—	cobalt (10.0.106.190)	64 workers / 64 cores	27d 21h 50m 45s	<div><div>100.0%</div></div>	<div><div>17.9 GiB / 251.6 GiB (7%)</div></div>	<div><div>103.4 GiB / 457.4 GiB (23%)</div></div>	0.1 MiB/s	0.0 MiB/s	View all logs (7.861 lines)	No errors
object_store_memory: 0 GiB / 51.66 GiB, GPU: 0 / 1, memory: 0 GiB / 165.53 GiB, CPU: 64 / 64, node:10.0.106.190: 0 / 1										
	ray (PID: 75629)	__main__.fuc()	00h 23m 30s	<div><div>166.6%</div></div>	<div><div>264.7 MiB</div></div>	N/A	N/A	N/A	View log (17 lines)	No errors
	ray (PID: 75630)	__main__.fuc()	00h 23m 30s	<div><div>9.0%</div></div>	<div><div>193.4 MiB</div></div>	N/A	N/A	N/A	View log (155 lines)	No errors
	ray (PID: 75631)	__main__.fuc()	00h 23m 30s	<div><div>8.7%</div></div>	<div><div>211.6 MiB</div></div>	N/A	N/A	N/A	View log (146 lines)	No errors
	ray (PID: 75632)	__main__.fuc()	00h 23m 30s	<div><div>8.7%</div></div>	<div><div>288.7 MiB</div></div>	N/A	N/A	N/A	View log (98 lines)	No errors
	ray (PID: 75633)	__main__.fuc()	00h 23m 30s	<div><div>149.7%</div></div>	<div><div>284.7 MiB</div></div>	N/A	N/A	N/A	View log (134 lines)	No errors
	ray (PID: 75634)	__main__.fuc()	00h 23m 30s	<div><div>206.7%</div></div>	<div><div>259.2 MiB</div></div>	N/A	N/A	N/A	View log (133 lines)	No errors
	ray (PID: 75635)	__main__.fuc()	00h 23m 30s	<div><div>153.5%</div></div>	<div><div>256.2 MiB</div></div>	N/A	N/A	N/A	View log (37 lines)	No errors
	ray (PID: 75636)	__main__.fuc()	00h 23m 30s	<div><div>179.4%</div></div>	<div><div>254.8 MiB</div></div>	N/A	N/A	N/A	View log (79 lines)	No errors
	ray (PID: 75637)	__main__.fuc()	00h 23m 30s	<div><div>8.9%</div></div>	<div><div>312.1 MiB</div></div>	N/A	N/A	N/A	View log (162 lines)	No errors
	ray (PID: 75638)	__main__.fuc()	00h 23m 30s	<div><div>98.0%</div></div>	<div><div>312.8 MiB</div></div>	N/A	N/A	N/A	View log (126 lines)	No errors
	ray (PID: 75639)	__main__.fuc()	00h 23m 30s	<div><div>104.9%</div></div>	<div><div>298.7 MiB</div></div>	N/A	N/A	N/A	View log (95 lines)	No errors
	ray (PID: 75640)	__main__.fuc()	00h 23m 30s	<div><div>160.6%</div></div>	<div><div>292.9 MiB</div></div>	N/A	N/A	N/A	View log (128 lines)	No errors
	ray (PID: 75641)	__main__.fuc()	00h 23m 30s	<div><div>8.6%</div></div>	<div><div>184.9 MiB</div></div>	N/A	N/A	N/A	View log (111 lines)	No errors
	ray (PID: 75642)	__main__.fuc()	00h 23m 30s	<div><div>198.1%</div></div>	<div><div>313.0 MiB</div></div>	N/A	N/A	N/A	View log (116 lines)	No errors
	ray (PID: 75643)	__main__.fuc()	00h 23m 30s	<div><div>8.4%</div></div>	<div><div>310.5 MiB</div></div>	N/A	N/A	N/A	View log (160 lines)	No errors
	ray (PID: 75682)	__main__.fuc()	00h 23m 50s	<div><div>131.4%</div></div>	<div><div>272.4 MiB</div></div>	N/A	N/A	N/A	View log (36 lines)	No errors
	ray (PID: 75683)	__main__.fuc()	00h 23m 50s	<div><div>9.6%</div></div>	<div><div>302.1 MiB</div></div>	N/A	N/A	N/A	View log (156 lines)	No errors
	ray (PID: 75684)	__main__.fuc()	00h 23m 50s	<div><div>9.3%</div></div>	<div><div>186.5 MiB</div></div>	N/A	N/A	N/A	View log (101 lines)	No errors
	ray (PID: 75685)	__main__.fuc()	00h 23m 50s	<div><div>9.0%</div></div>	<div><div>263.3 MiB</div></div>	N/A	N/A	N/A	View log (152 lines)	No errors
	ray (PID: 75686)	__main__.fuc()	00h 23m 50s	<div><div>9.0%</div></div>	<div><div>206.4 MiB</div></div>	N/A	N/A	N/A	View log (137 lines)	No errors
	ray (PID: 75687)	__main__.fuc()	00h 23m 50s	<div><div>10.1%</div></div>	<div><div>220.7 MiB</div></div>	N/A	N/A	N/A	View log (87 lines)	No errors
	ray (PID: 75688)	__main__.fuc()	00h 23m 50s	<div><div>9.2%</div></div>	<div><div>308.5 MiB</div></div>	N/A	N/A	N/A	View log (166 lines)	No errors
	ray (PID: 75689)	__main__.fuc()	00h 23m 50s	<div><div>8.9%</div></div>	<div><div>197.4 MiB</div></div>	N/A	N/A	N/A	View log (152 lines)	No errors
	ray (PID: 75690)	__main__.fuc()	00h 23m 50s	<div><div>9.5%</div></div>	<div><div>205.6 MiB</div></div>	N/A	N/A	N/A	View log (166 lines)	No errors
	ray (PID: 75691)	__main__.fuc()	00h 23m 50s	<div><div>159.0%</div></div>	<div><div>303.5 MiB</div></div>	N/A	N/A	N/A	View log (137 lines)	No errors
	ray (PID: 75692)	__main__.fuc()	00h 23m 50s	<div><div>212.6%</div></div>	<div><div>284.7 MiB</div></div>	N/A	N/A	N/A	View log (136 lines)	No errors
	ray (PID: 75693)	__main__.fuc()	00h 23m 50s	<div><div>9.5%</div></div>	<div><div>182.8 MiB</div></div>	N/A	N/A	N/A	View log (127 lines)	No errors
🌀	Totals (1 host)	64 workers / 64 cores	N/A	<div><div>100.0%</div></div>	<div><div>17.7 GiB / 251.6 GiB (7%)</div></div>	<div><div>103.4 GiB / 457.4 GiB (23%)</div></div>	0.1 MiB/s	0.0 MiB/s	7.954 lines	No errors

Eidesstattliche Erklärung

Ich erkläre hiermit an Eidesstatt, dass ich vorliegende Masterarbeit selbstständig und ohne Benutzung anderer als der angegebenen Hilfsmittel angefertigt habe. Die aus fremden Quellen direkt oder indirekt übernommenen Stellen sind als solche kenntlich gemacht. Die Arbeit wurde bisher weder in gleicher noch in ähnlicher Form einer anderen Prüfungsbehörde vorgelegt und auch noch nicht veröffentlicht.

A handwritten signature in blue ink, appearing to read 'Markus Rüd', with a stylized, cursive script.

Markus Rüd

Diepoldsau, am 10.08.2020