

Universität Stuttgart
IER Institut für Energiewirtschaft
und Rationelle Energieanwendung

Forschungsbericht

Prognose von Netzverlusten

Sebastian
Bothor

Prognose von Netzverlusten

Von der Fakultät Energie-, Verfahrens- und Biotechnik der Universität Stuttgart
zur Erlangung der Würde eines Doktors der Ingenieurwissenschaft (Dr.-Ing.)
genehmigte Abhandlung

vorgelegt von

Sebastian Horst Bothor

geboren in Ludwigshafen am Rhein

Hauptberichter:	Prof. Dr.-Ing. A. Voß
Mitberichter:	Prof. Dr. techn. G. Scheffknecht
Tag der Einreichung:	29. Juni 2018
Tag der mündlichen Prüfung:	26. März 2019

Institut für Energiewirtschaft und Rationelle Energieanwendung
Universität Stuttgart

D 93 (Dissertation der Universität Stuttgart)

Danksagung

Die vorliegende Arbeit entstand während meiner Tätigkeit als wissenschaftlicher Mitarbeiter am Institut für Energiewirtschaft und Rationelle Energieanwendung (IER) der Universität Stuttgart.

Mein besonderer Dank gilt Herrn Prof. Dr.-Ing. Alfred Voß, ehemals Leiter des Instituts für Energiewirtschaft und Rationelle Energieanwendung (IER), für die Übernahme des Hauptberichts und für die inhaltliche Betreuung der Arbeit. Herrn Prof. Dr. techn. Günter Scheffknecht (Institut für Feuerungs- und Kraftwerkstechnik, IFK) danke ich für die Übernahme des Mitberichts und für die hilfreichen Ratschläge.

Bei den Verantwortlichen der EnBW Transportnetze AG (heute TransnetBW GmbH), allen voran Herrn Olivier Chatillon, Herrn Bernd Jauch und Herrn Andreas Semmig, bedanke ich mich recht herzlich für die umfassende mehrjährige Unterstützung, die die Erstellung dieser Arbeit im Rahmen eines Forschungsprogramms ermöglicht hat. Ebenso gilt mein Dank Herrn Steffen Kolb und Herrn Melchior Gökeler, die die Forschungstätigkeit fachlich begleiteten.

Bei den ehemaligen Mitarbeitern des IER, Herrn Dr.-Ing. Rüdiger Barth und Herrn Dr.-Ing. Bernhard Hasche, sowie den ehemaligen Mitarbeitern des IFK, Herrn Dr.-Ing. Joachim Lehner und Herrn Dr.-Ing. Tobias Weißbach, möchte ich mich für die wertvollen Anregungen, Diskussionen und Ratschläge bedanken.

Für die großartige Zusammenarbeit während zahlreicher Forschungstätigkeiten und für viele spannende Diskussionsrunden bedanke ich mich bei allen Kollegen am IER. Zu diesen energiegeladenen Kollegen zählen u.a. Dr.-Ing. Martin Steurer, Dr.-Ing. Robert Beestermöller, Dr.-Ing. Derk Jan Swider, Dr. Ingo Ellersdorfer, Jürgen Apfelbeck, Johann Gottschling, Dr.-Ing. Julia Welsch, PD Dr.-Ing. Markus Blesl, Dr.-Ing. Thomas Eberl, Martin Spengler, Erhard Haiser, Lukasz Brodecki und Sebastian Will. Auch allen anderen Kollegen am IER und außerhalb des Instituts, die ich kennen und schätzen lernen durfte, gilt mein Dank.

Ganz besonders danke ich meiner Familie, insbesondere meiner Frau Dr.-Ing. Ninghong Sun, die mir stets klug und liebevoll zur Seite steht und die entscheidenden Anteil an der Vollendung dieser Arbeit hat sowie meinen Eltern, die mir durch ihre bedingungslose Unterstützung meine gesamte Ausbildung überhaupt erst möglich gemacht haben.

Weinstadt, August 2019

Sebastian Bothor

Kurzfassung

Betreiber von Übertragungs- und Verteilnetzen für Elektrizität in Deutschland sind dazu verpflichtet, elektrische Energie zum Ausgleich von Netzverlusten in einem marktorientierten, transparenten und diskriminierungsfreien Verfahren zu beschaffen. Die Grundlage für die Beschaffung von Verlustenergie bilden Prognosen für verschiedene Zeithorizonte. Neben der sehr langfristigen Abschätzung der zu erwartenden Netzverluste für jeweils das kommende Jahr sind insbesondere die kurzfristigen Day-Ahead- und Intraday-Prognosen von zentraler Bedeutung.

Für die kurzfristigen Prognosen von Netzverlusten wird in der vorliegenden Arbeit ein Verfahren für den operativen Einsatz bei Netzbetreibern entwickelt. Das Verfahren ist durch eine flexible Einsetzbarkeit für kurzfristige Zeithorizonte, verschiedene Netzgebiete und unterschiedliche Arten von Betriebsmitteln gekennzeichnet. Basierend auf erweiterten ökonomischen Ansätzen werden sowohl hohe Prognosegüten erreicht als auch ein Prognoseprozess mit guter Robustheit zur Verfügung gestellt. Die Tauglichkeit für die Verwendung im operativen Betrieb wird anhand mehrerer Sensitivitätsrechnungen nachgewiesen. Dabei werden die Netzverluste in Übertragungsnetzen fokussiert.

Als eine Grundlage der Prognosemodellentwicklung werden die Entstehungs- und Erfassungsprozesse von Netzverlusten in Übertragungsnetzen detailliert erläutert. Es wird gezeigt, dass Netzverluste vor allem in Form von Stromwärmeverlusten auftreten. Hierdurch besteht ein starker Zusammenhang mit den Lastflüssen auf Leitungen und Transformatoren. Da sich die Prognosevariablen aus der Summe der elektrischen Energieverluste einzelner Betriebsmittel ergeben, sind die Netzverluste eines Netzgebiets durch zahlreiche vielfältige Einflüsse gekennzeichnet. Durch die systematische Aufarbeitung werden diese anhand ihrer Wirkungsweise in direkte und indirekte Einflüsse eingeteilt. Eine besondere Herausforderung der Berücksichtigung von äußeren Einflussgrößen bei der Prognose von Netzverlusten besteht darin, dass die Stärke von Zusammenhängen häufig und teilweise extrem variiert. Hierdurch ergibt sich auch für die Prognosemodellentwicklung die Schwierigkeit, geeignete exogene Größen auszuwählen. Daher berücksichtigt das in der vorliegenden Arbeit entwickelte Prognoseverfahren sowohl deterministische als auch autoregressive sowie stochastische Eigenschaften von Netzverlusten.

Mit Hilfe des aus der Ökonometrie bekannten Box-Jenkins-Verfahrens werden erweiterte autoregressive Moving Average Modelle, kurz SARIMAX-Modelle als geeignet identifiziert. Für die Anwendung auf die Netzverluste im Übertragungsnetz einer der vier deutschen Regelzonen werden diese Modelle unter realistischen Bedingungen getestet. Diese Tests werden durch ein umfassendes Instrumentarium an statistischen Analysen ausgewertet. Basierend auf den Ergebnissen wird empfohlen, die Prognose von Netzverlusten im operativen Betrieb insbesondere auf sehr kleine Prognosehorizonte anzuwenden.

Darüber hinaus wird in der vorliegenden Arbeit die Möglichkeit einer Einteilung der einzelnen Betriebsmittel in kleinere Gruppen mit Hilfe von Clusteralgorithmen diskutiert. Ein solches Clustering wird auf Basis von Korrelationskennzahlen auf die Betriebsmittel des betrachteten Netzgebiets angewendet. Das Resultat sind Gruppen mit Betriebsmitteln, die jeweils zu einander ähnliche Verlustverläufe aufzeigen. Für jede der so ermittelten Gruppen wird eine getrennte Prognoserechnung unter ebenfalls realen Bedingungen durchgeführt. In der Summe ergibt sich eine leichte Verbesserung der Prognosegüte.

Die Ausweitung der Prognosemodellanwendung auf andere Zeiträume belegt die Konstanz der Prognosegüte, trägt zur Sicherstellung des Prognoseerfolgs bei und unterstützt somit die Beschaffung von Energie zum Ausgleich von Netzverlusten maßgeblich. Auf Basis einer Anwendung des Prognoseverfahrens auf die Netzverluste einer weiteren Regelzone in Deutschland wird zudem gezeigt, dass das entwickelte Verfahren auch auf andere Netzgebiete als das betrachtete angewandt werden kann.

Abstract

The German transmission and distribution system operators are obligated to procure electrical energy to compensate grid losses in a market-orientated, transparent and non-discriminating procedure. For this purpose, forecasts for grid losses in different time horizons are necessary. In addition to the very long-term estimation of expected grid losses in the subsequent year, the short-term Day-Ahead and Intraday forecasts are of even more importance.

In this thesis, an approach to forecast short-term grid losses aiming for operational implementations by system operators is developed. This approach has a high flexibility regarding its application to short time horizons, different network areas and different grid components. Based on extended econometrical models, this approach gives a high forecast quality with a robust forecasting process. Diverse sensitivity examinations, focused on energy losses in transmission grids, demonstrate its suitability for system operations.

Prior to the development of the forecast model, a detailed description of the physical formation of grid losses and their determination is given. It is shown that grid losses primarily occur as electrical thermal losses. Accordingly, they depend strongly on the load flows through grid lines and transformers. Since the forecast variables result from the sum of electrical energy losses of every single component, numerous different factors have an impact on the grid losses in a network area. According to a systematic analysis of how they affect the grid losses, these factors either have a direct or indirect impact. A major challenge related to the consideration of external influence factors into the forecasts of grid losses is the fact that interdependences among these may vary frequently and extremely. It is therefore difficult to choose appropriate exogenous factors for the development of the forecast model. For this reason, the forecast approach developed in this thesis accounts for deterministic, autoregressive as well as stochastic characteristics of grid losses.

By means of the well-known Box-Jenkins approaches, originated from the econometrics, extended seasonal autoregressive Moving Average Models, abbr. SARIMAX models are considered appropriate. For their applications to the grid losses in the transmission network of one of the four German control areas, these models are tested

under realistic conditions. These tests are then evaluated with comprehensive statistical analyses. The results recommend implementing the models in the system operation to forecast grid losses particularly for very short time horizons.

In addition, this thesis demonstrates a possibility to classify grid components into smaller groups by using clustering algorithms. Such a clustering is applied to the components in the considered network area based on correlation coefficients. This results into groups consisting of components with related loss curves respectively. A separate forecast calculation is carried out for each single group under realistic conditions as well. This achieves a slight improvement of the forecast quality in total.

The extended applications of the forecast models to further periods give the evidence of constant forecast quality on the one side. On the other side, they contribute to ensure successful forecasts and hence significantly support the purchase of balancing energy for grid losses. Moreover, the developed approach is approved to be applicable to other network areas as it is executed on a second German control area in this thesis.

Inhaltsverzeichnis

Kurzfassung	i
Abstract	iii
Abbildungsverzeichnis	vii
Tabellenverzeichnis	xi
Symbolverzeichnis	xiii
1 Einleitung	1
2 Übertragung elektrischer Energie und Netzverluste	5
2.1 Transport und Verteilung elektrischer Energie	5
2.1.1 Historische Entwicklung der Elektrizitätsübertragung	5
2.1.2 Strukturmerkmale heutiger Elektrizitätsnetze	8
2.1.3 Versorgungssicherheit und Systemdienstleistungen	11
2.1.4 Energiepolitische Ziele und Regulierung des Netzbereichs.....	15
2.2 Energieverluste in elektrischen Netzen	23
2.2.1 Energietechnische und energiewirtschaftliche Einordnung	23
2.2.2 Entstehung von Netzverlusten	27
2.2.3 Technische und weitere Einflussgrößen	35
2.3 Messung von Netzverlusten in Übertragungsnetzen	40
2.3.1 Energieverluste einzelner Betriebsmittel.....	41
2.3.2 Energieverluste in einem Netzgebiet.....	42
2.4 Beschaffung von Energie zum Ausgleich von Netzverlusten	44
3 Methoden zur Prognose von netzbezogenen Größen	49
3.1 Lastfluss-basierte Ansätze	49
3.1.1 Lastflussrechnung	50
3.1.2 Congestion Forecasts	51

3.2	Künstliche neuronale Netze	53
3.2.1	Abstrakte Modellbildung	54
3.2.2	Prognosegüte neuronaler Netze im Vergleich	56
3.3	Ökonometrische Modelle	58
3.3.1	Einfache und multiple lineare Regression	58
3.3.2	Autoregressive Moving-Average Modelle und Erweiterungen	59
4	Entwicklung eines Prognoseverfahrens für Netzverluste	67
4.1	Analyse der Energieverluste in Leitungen und Transformatoren	71
4.1.1	Zeitreihen- und Verteilungsanalyse	72
4.1.2	Ähnlichkeitsanalyse einzelner Betriebsmittel	81
4.2	Identifikation geeigneter ökonometrischer Prognoseansätze	86
4.2.1	Datenvorbereitung	86
4.2.2	Ermittlung der Modellordnungen	89
4.2.3	Verwendung von saisonalen Komponenten	91
4.2.4	Einbindung exogener Größen	92
4.2.5	Betrachtung individueller Betriebsmittel	100
4.3	Gewährleistung eines stabilen operativen Ablaufs	103
5	Prognose von Netzverlusten im Übertragungsnetz	107
5.1	Anwendung saisonal autoregressiver moving-average Modelle	107
5.2	Prognosegüte und ihre Einflussfaktoren	115
5.2.1	Ökonometrische Modellordnung	115
5.2.2	Saisonale Komponenten	117
5.2.3	Exogene Regressoren	119
5.2.4	Day-Ahead- und Intraday-Prognosehorizont	120
5.2.5	Zeitliche Auflösung	122
5.2.6	Clustering von Betriebsmitteln	124
5.3	Vergleich von Prognosen für unterschiedliche Zeiträume	126
5.4	Anwendbarkeit für andere Netzgebiete	127
6	Schlussbetrachtung	131
	Anhang	135
A.1	Schätzung von Parametern für ökonometrische Modelle	135
A.2	Fehlermaße zur Beurteilung der Prognosegüte	136
A.3	Ergänzende Tabellen und Abbildungen	139
	Literatur	143

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 2.1:	Schematischer Aufbau des Netzes einer Regelzone.....	9
Abbildung 2.2:	Relative Netzverluste im Zeitverlauf [46], [45]	26
Abbildung 2.3:	Verteilung der Netzverluste auf die Spannungsebenen in Deutschland in 2013 [49], [50]	27
Abbildung 2.4:	Blindleistungsbedarf, Wirkverluste, Übertragungsgrad, [54], [55]	30
Abbildung 2.5:	Verluste einer Freileitung nach Verlustarten, beispielhaft	35
Abbildung 2.6:	Einflüsse auf die Entstehung von Netzverlusten.....	36
Abbildung 2.7:	Änderung der Verluste ggü. Referenzfall bei Variation der Betriebsparameter	38
Abbildung 2.8:	Verluste einer Freileitung abhängig von Wirk- und Blindleistung	40
Abbildung 2.9:	Möglichkeiten zur Erfassung der Netzverluste in einem Netzgebiet	43
Abbildung 3.1:	Day-Ahead Congestion Forecast (DACF)	53
Abbildung 3.2:	Layer eines künstlichen neuronalen Feedforward-Netzes	54
Abbildung 3.3:	Aufbau eines künstlichen Neurons	54
Abbildung 3.4:	Schritte der Prognosemodellentwicklung und -anwendung.....	63
Abbildung 4.1:	Normierte Ganglinien der Leitungs- und Transformatorverluste.....	72
Abbildung 4.2:	Standardabweichung wöchentlicher normierter Leitungs- und Transformatorverluste.....	75
Abbildung 4.3:	Normierter mittlerer Tagesverlauf der Leitungs- und Transformatorverluste.....	76
Abbildung 4.4:	Normierter mittlerer Wochenverlauf der Leitungs- und Transformatorverluste.....	77
Abbildung 4.5:	Relative Häufigkeitsverteilungen Leitungs- und Transformatorverluste.....	78
Abbildung 4.6:	Relative Häufigkeitsverteilungen von Zeitreihenabschnitten	79
Abbildung 4.7:	Quantile der normierten Netzverlustgradienten	80
Abbildung 4.8:	Anteile einzelner Betriebsmittel an Leitungsverlusten.....	82

Abbildung 4.9:	Korrelation einzelner Betriebsmittel zu Leitungsverlusten	83
Abbildung 4.10:	Vergleich von Korrelation und Anteil einzelner Betriebsmittel ggü. Gesamtverlusten	84
Abbildung 4.11:	Stabilitätsfilter für Leitungsverluste und Histogramme	87
Abbildung 4.12:	Stabilitätsfilter für Transformatorverluste und Histogramme.....	88
Abbildung 4.13:	Autokorrelation Leitungs- und Transformatorverluste	89
Abbildung 4.14:	Partielle Autokorrelation Leitungs- und Transformatorverluste.....	90
Abbildung 4.15:	Partielle Autokorrelation Leitungs- und Transformatorverluste, große Lags	92
Abbildung 4.16:	Korrelation Netzverluste und geplanter Soll-Austausch	94
Abbildung 4.17:	Korrelationen Netzverluste und Lastverlauf	95
Abbildung 4.18:	Korrelationen Netzverluste und Transite	96
Abbildung 4.19:	Korrelationen Netzverluste und Blindleistungsverhalten	97
Abbildung 4.20:	Day-Ahead Congestion Forecast ggü. Leitungsverluste	98
Abbildung 4.21:	Fehlermaße und Punktwolke Day-Ahead Congestion Forecast.....	99
Abbildung 4.22:	Zusammenhang Transformatorverluste und Photovoltaikeinspeisung, 2011	100
Abbildung 4.23:	Clusteranzahl und mittlere Standardabweichung.....	102
Abbildung 4.24:	Prozessschema Verlustenergieprognose	104
Abbildung 5.1:	Mittlere saisonale Differenzen Leitungsverluste, 2010- Jun. 2011.....	109
Abbildung 5.2:	Prognoseergebnisse Leitungsverluste, Ausschnitt.....	110
Abbildung 5.3:	Fehlermaße und Punktwolke, Leitungsverluste, Jul.-Dez. 2011	111
Abbildung 5.4:	Häufigkeitsverteilung der Prognosefehler, Leitungsverluste, Jul.- Dez. 2011	111
Abbildung 5.5:	Prognoseergebnisse Transformatorverluste, Ausschnitt Nov. 2011 ..	113
Abbildung 5.6:	Fehlermaße und Punktwolke, Transformatorverluste, Jul.-Dez. 2011	114
Abbildung 5.7:	Häufigkeitsverteilung der Prognosefehler, Transf.-verluste, Jul.-Dez. 2011	114
Abbildung 5.8:	Prognosegüte unterschiedlicher ökonomischer Ansätze, Nov. 2011	116
Abbildung 5.9:	Prognosegüte mit saisonalen Komponenten, Nov. 2011	118
Abbildung 5.10:	Prognosegüte mit exogenen Regressoren, Nov. 2011	120
Abbildung 5.11:	Prognosegüte Intraday & Day-Ahead, Leitungsverluste, Nov. 2011 ...	121

Abbildung 5.12: Fehlerverteilung Intraday & Day-Ahead, Transformatorverluste, Nov. 2011	122
Abbildung 5.13: Prognosegüte stündliche und viertelstündliche Prognose, Nov. 2011	123
Abbildung 5.14: Fehlerverteilung stündlicher und viertelstündlicher Prognose, Nov. 2011	124
Abbildung 5.15: Prognosegüte für Clustering von Betriebsmitteln, Nov. 2011	125
Abbildung 5.16: Prognosegüte für unterschiedliche Zeiträume	127
Abbildung 5.17: Prognoseergebnisse Leitungsverluste im Netzgebiet 50Hertz, Ausschnitt aus Nov. 2011	128
Abbildung 5.18: Fehlermaße und Punktwolke, Leitungsverluste im Netzgebiet 50Hertz, Nov. 2011	129
Abbildung 5.19: Häufigkeitsverteilung der Prognosefehler, Leitungsverluste im Netzgebiet 50Hertz, Nov. 2011	129
Abbildung A. 1: (Partielle) Autokorrelationsfunktionen stundengetrennter Zeitreihen.....	141

Tabellenverzeichnis

Tabelle 2.1:	Spannungsebenen und Leitungslängen in Deutschland in 1925	7
Tabelle 2.2:	Spannungsebenen und Leitungslängen in Deutschland in 2013	10
Tabelle 2.3:	Zuordnung von Verlustarten zu Verlustorten	25
Tabelle 2.4:	Netzverluste nach Spannungsebenen in Deutschland in 2013	26
Tabelle 2.5:	Annahmen der Verlust-Variationsrechnung für eine Freileitung.....	37
Tabelle 4.1:	Momente und Tests Leitungs- und Transformatorverluste	74
Tabelle A. 1:	t-Test Parametersignifikanz Prognose Leitungsverluste, SARIMAX(2,1,1,1)-(4,0,1) ₉₆	139
Tabelle A. 2:	t-Test Parametersignifikanz Prognose, Transformatorverluste, SARIMAX(3,1,1,1)-(4,0,1) ₉₆	140
Tabelle A. 3:	t-Test Parametersignifikanz Prognose, Netzverluste 50Hertz, SARIMA(2,1,1,0)-(4,0,1) ₂₄	140

Symbolverzeichnis

Lateinische Buchstaben

Symbol	Erläuterung
ACF	Autokorrelationsfunktion
AIC	Akaike-Informationskriterium
ARMA	Autoregressive Moving Average Modell
BIC	Schwarz-Bayes-Informationskriterium
c	Konstante des ökonometrischen Modells
Z	Zentroide des k-means-Clustering
C, C'	Kapazität, Kapazitätsbelag
$\text{Cov}(X,Y)$	Covarianz der Größen X und Y
$d(X,Y)$	Distanzfunktion des k-means-Clustering
DACF	Day-Ahead-Congestion Forecast
dt	Infinitesimales Zeitintervall
EEX	European Energy Exchange, Stromhandelsbörse, Leipzig
EPEX	European Power Exchange, Stromhandelsbörse, Paris
f	Frequenz eines Drehstromnetzes
G, G'	Ableitung, Ableitungsbelag
I	Elektrische Stromstärke
\underline{I}	Stromvektor
i, k, z	Indizes
l	Länge eines elektrischen Leiters
L, L'	Induktivität, Induktivitätsbelag
LLF	Log-Likelihood-Funktion der Maximum-Likelihood-Methode
MAE	Mean absolute error

MAPE	Mean absolute percentage error
P	Elektrische Wirkleistung
p	Autoregressive Modellordnung
P	Saisonale autoregressive Modellordnung
PACF	Partielle Autokorrelationsfunktion
p_{AE}	Ausgleichsenergiepreis
P_V	Elektrische Verlustleistung
Q	Elektrische Blindleistung
q	Moving Average Modellordnung
Q	Saisonale Moving Average Modellordnung
R	Exogene Modellordnung des ökonometrischen Modells
R, R'	Ohm'scher Widerstand elektrischer Leiter, Widerstandsbelag
RRMSE	Relative root mean squared error
S	Elektrische Scheinleistung
s	Saisonalität des ökonometrischen Modells
SARIMA	Saisonales Autoregressive Integrated Moving Average Modell
SARIMAX	SARIMA-Modell mit exogenen Regressoren
SARMA	Saisonales ARMA-Modell
t	Zeitindex
T	Zeithorizont
U	Elektrische Spannung
\underline{U}	Spannungsvektor
V	Menge Verlustenergiezeitreihen
$\text{Var}(X,Y)$	Varianz der Größen X und Y
W_{AE}	Ausgleichsenergie zum Ausgleich der Prognosefehler
$W_{\text{Kurzfrist}}$	Vortätig prognostizierte Wirkverlustarbeit
$W_{\text{Langfrist}}$	Vorjährig prognostizierte Wirkverlustarbeit
W_V	Elektrische Verlustarbeit
X_C	Kapazitiver Blindwiderstand (Kapazitätanz)
X_L	Induktiver Blindwiderstand (Induktanz)
$x_{t,r}$	Exogener Regressor des ökonometrischen Modells / KNN

Symbolverzeichnis

\underline{Y}	Knotenadmittanzmatrix
\bar{y}, y_i	Arithmetisches Mittel und Ausprägung der Größe Y
y_t	Istwert des ökonometrischen Modells
\hat{y}_t	Prognosewert des ökonometrischen Modells
Δ^d	Differenzenoperator des ökonometrischen Modells
Δt	Diskretes Zeitintervall

Griechische Buchstaben

Symbol	Erläuterung
α_z	Autoregressiver Modellparameter
β_z	Moving Average Modellparameter
γ_r	Exogener Modellparameter des ökonometrischen Modells
ε_t	Störgröße und Prognosefehler des ökonometrischen Modells
η	(Übertragungs-) Wirkungsgrad
θ_{z-s}	Saisonaler Moving Average Modellparameter
μ	Erwartungswert
$\rho(X,Y)$	Pearson'scher Korrelationskoeffizient der Größen X und Y
σ	Varianz
φ	Phasenwinkel zwischen Wirk- und Blindleistung
ϕ_{z-s}	Saisonaler autoregressiver Modellparameter
ω	Perzeptron Gewichtungsvektor eines künstl. neuronalen Netzes

1 Einleitung

Das Energiewirtschaftsgesetz [1] und die Netzzugangsverordnung Strom [2] verpflichten die Netzbetreiber in Deutschland zur Beschaffung von Energie zum Ausgleich von Netzverlusten in einem marktorientierten, transparenten und diskriminierungsfreien Verfahren. Die Festlegung der Bundesnetzagentur (BNetzA) [3] gibt vor, dass Übertragungsnetzbetreiber sowohl die Beschaffung einer Langfristkomponente, als auch die einer Kurzfristkomponente vorzunehmen haben. Die so unterteilte Beschaffung wird einerseits mit der Absicherung gegen Marktrisiken, wie z.B. Preisschwankungen, und andererseits mit der schlechten Prognostizierbarkeit der Verlustenergiemengen zeitlich weit im Voraus sowie der besseren Prognostizierbarkeit bei kleineren Prognosehorizonten begründet. Letzteres ist unter anderem in den Eigenschaften der Netzverluste begründet, die zahlreichen Einflussfaktoren unterliegen und einen volatilen Charakter im zeitlichen Verlauf zeigen. Diese ergeben sich auch, da die Netzverluste eines Netzgebiets der Summe der Verluste aller zugehörigen Betriebsmittel entsprechen. Insofern wirken sich Veränderungen in der Erzeugungsstruktur, wie zum Beispiel durch den Zubau von erneuerbaren Energieanlagen, die Stilllegung konventioneller Kraftwerke, den Kernenergieausstieg oder den zunehmenden internationalen Elektrizitätshandel sowie den Netzausbau direkt auf die Netzverluste aus.

Die Beschaffung der Langfristkomponente hat dabei mindestens jährlich in einem Ausschreibungsverfahren oder zusätzlich an einem börslich organisierten Handelsplatz zu erfolgen. Gemäß der Festlegung der Bundesnetzagentur wird als Kurzfristkomponente die Abweichung der kurzfristig prognostizierten Netzverluste von der bereits beschafften Langfristkomponente verstanden und dient der Optimierung der Verlustenergiebeschaffung und der Minimierung des Ausgleichsenergiebedarfs. Somit ist die kurzfristige Prognose der Verlustenergiemengen erforderlich und bedingt letztlich die Güte der Beschaffung von Energie zum Ausgleich von Netzverlusten.

Das Interesse der Übertragungsnetzbetreiber an einer robusten und treffsicheren Prognose ihrer betrieblichen und energiewirtschaftlichen Größen, wie z.B. den Netzverlusten, besteht aus verschiedenen Gründen. Durch die Liberalisierung des Elektrizitätsmarktes, den Ausbau erneuerbarer Energien und den verstärkten internationalen Elektrizitätshandel sind wesentliche Einflussgrößen des Netzbetriebs, wie z.B. die Transite

durch ein Netzgebiet, zunehmend unvorhersehbar geworden und haben keineswegs mehr nur physikalisch-technische Hintergründe. Zur Verfügung stehende Prognosen für Last und Erzeugung sind in der vorliegenden Form teilweise nicht ausreichend. Da zudem viele Betriebsmittel verstärkt hoch ausgelastet werden, werden für einen optimierten Netzbetrieb verbesserte Prognosemöglichkeiten verlangt. Neben den betrieblichen fordern auch politische und energiewirtschaftliche Argumente Vorhersagen von guter Qualität. Zum einen ist hier die vorangetriebene Transparenz auf dem Energiemarkt zu nennen, etwa durch Veröffentlichungspflichten von Prognosewerten seitens der Übertragungsnetzbetreiber, zum anderen aber auch wirtschaftliche Optimierungsmöglichkeiten.

In der vorliegenden Arbeit wird ein Verfahren zur Prognose von Netzverlusten auf Basis ökonometrischer Ansätze für kurzfristige Zeithorizonte entwickelt. Der Fokus liegt auf der Entwicklung von Day-Ahead- und Intraday-Prognosen. Dieses Prognosewerkzeug verfügt über die notwendigen Eigenschaften, um bei Netzbetreibern im täglichen operativen Betrieb zum Einsatz zu kommen. Die verwendeten Ansätze bieten Vorteile, die zum einen in der Kombination von deterministischen und stochastischen Komponenten sowie der Möglichkeit zur Berücksichtigung von intertemporalen Zusammenhängen oder Regelmäßigkeiten der Prognosevariablen und damit von saisonalen Effekten liegen. Zum anderen geben sie die Möglichkeit zur Berücksichtigung exogener Einflussgrößen, wenn diese einen Beitrag zur Erklärung der Prognosevariablen liefern. Zur Entwicklung des Prognoseverfahrens werden sowohl öffentliche als auch wettbewerbsrelevante Daten herangezogen. Für die Entwicklung der Prognose werden in theoretischer Hinsicht verschiedene Herangehensweisen untersucht. Insbesondere werden die Ansätze einer technischen Modellierung des Transportnetzes, ökonometrischer Ansätze, Kopplung der technischen Modellierung mit den ökonometrischen Prognosemodellen und eine alternative Anwendung neuronaler Netze geprüft. Zur möglichst effizienten Umsetzung der entwickelten Prognoseverfahren werden die datenseitigen und technischen Anforderungen und Grenzen der operativen Anwendung im fortlaufenden Betrieb dargelegt.

Die Arbeit gliedert sich in die Teile einer allgemeinen Darstellung des leitungsgebundenen Transports elektrischer Energie und der Grundlagen der Entstehung, Erfassung und Beschaffung von Netzverlusten. Diesen folgt die theoretische Beschreibung möglicher Prognoseansätze sowie der Entwicklung eines Verfahrens zur Prognose von Netzverlusten. Schließlich erfolgt die Anwendung des entwickelten Prognoseverfahrens auf die reale Situation in einer der vier Regelzonen in Deutschland samt Sensitivitätsrechnungen bezüglich der Modelleigenschaften. Die Modellanwendung wird mit einer Anwendung auf die Netzverluste eines weiteren Netzgebiets abgeschlossen. Die Beurteilung der Prognoseergebnisse findet mit Hilfe von Fehlermaßen statt. Die Beurteilung der Schätzgüte erfolgt über Kennzahlen wie Informationskriterien und statistische Signifi-

kanztests der geschätzten Modellparameter. Es wird zudem untersucht, inwiefern eine stabile Prognosegüte auch bei Ausweitung der Modellanwendung auf andere Zeiträume gegeben ist.

Anhand der Anwendung der aus dem Finanzbereich bekannten ökonometrischen Modelle auf Netzverluste wird in der vorliegenden Arbeit die Möglichkeit zur Übertragung auf physikalische Zeitreihen aufgezeigt. Die Entwicklung eines Modells zur Prognose von Netzverlusten unter realistischen Bedingungen zielt nicht zuletzt auf den Tauglichkeitsnachweis für die Anwendung im fortlaufenden operativen Betrieb bei einem Netzbetreiber ab. Der Nutzen einer solchen Umsetzung ergibt sich in Form einer hohen Prognosegüte, möglichst geringen Beschaffungskosten für die Energie zum Ausgleich von Netzverlusten und der Minimierung der notwendigen Inanspruchnahme von Ausgleichsenergie zur Deckung von Prognosefehlern.

2 Übertragung elektrischer Energie und Netzverluste

Heute wird etwa ein Fünftel des Endenergiebedarfs in Deutschland in Form elektrischer Energie bereitgestellt [4]. Dadurch kommt der leitungsgebundenen Übertragung und Verteilung elektrischer Energie eine große Bedeutung für die Erreichung der energiepolitischen Ziele einer „möglichst sichere, preisgünstige, verbraucherfreundliche, effiziente und umweltverträgliche“ Energieversorgung zu [1]. Für die Betreiber von elektrischen Netzen ergeben sich daraus unterschiedliche Aufgaben, die zum einen in der Sache komplex sind und die andererseits durch die politischen Zielsetzungen beeinflusst werden. So bestehen insbesondere durch volatile und nicht perfekt prognostizierbare Größen des Systembetriebs, wie die Einspeisung aus erneuerbaren Energien oder auch die Entstehung von Netzverlusten, Herausforderungen für die Erreichung der energiepolitischen Zielsetzungen. Für die Entwicklung einer Prognose für die Energieverluste in elektrischen Netzen, ist somit das Verständnis der strukturellen Zusammenhänge, der physikalischen Einflussgrößen und der gesetzlichen sowie regulatorischen Rahmenbedingungen von zentraler Bedeutung.

Zur Erläuterung der vielfältigen Zusammenhänge werden in diesem Kapitel zunächst in Abschnitt 2.1 wesentliche Aspekte der leitungsgebundenen Elektrizitätsübertragung diskutiert. In Abschnitt 2.2 folgt die Darstellung der physikalischen Entstehungsprozesse von Verlusten in elektrischen Betriebsmitteln und Netzen. Abschnitt 2.3 stellt die Möglichkeiten und Methoden zur Erfassung von Netzverlusten dar. Abschnitt 2.4 schließt das Kapitel mit einer Darstellung der unternehmerischen Prozesse zur Beschaffung von Energie zum Ausgleich von Netzverlusten ab.

2.1 Transport und Verteilung elektrischer Energie

2.1.1 Historische Entwicklung der Elektrizitätsübertragung

Nachdem die ersten übermittelten Beobachtungen der Elektrizität bereits im alten Griechenland von Thales von Milet festgehalten wurden, der mittels Tierfell und Bernstein

Staubteilchen beeinflusste, fand der heute gebräuchliche Wortstamm seinen Ursprung. Das griechische Wort für Bernstein lautet „elektron“ und stand ursprünglich für „hell, glänzend und strahlend“. Derselben Materialien bediente sich der britische Wissenschaftler William Gilbert um das Jahr 1600, als er anhand erster Theorien zwischen Magnetismus und statischer Elektrizität unterschied und zum ersten Mal den Begriff „elektrisch“ prägte [5].

Die in den folgenden Jahrhunderten getätigten Forschungen und technischen Erfindungen fanden im ersten Generator von Otto von Guericke in 1672, im Blitzableiter von Benjamin Franklin in 1752, in der ersten Batterie von Alessandro Volta in 1800 und in der Entdeckung des Elektromagnetismus durch André Marie Ampère in 1820 ihre ersten Höhepunkte. Im 19. und zu Beginn des 20. Jahrhunderts wurden schließlich die für die moderne Nutzung der Elektrizität wesentlichen Grundlagen geschaffen. So wurde das Ohm'sche Gesetz formuliert und Michael Faraday fand die elektromagnetische Induktion worauf Ernst Werner von Siemens den ersten gebrauchsfähigen Dynamo entwickelte. Thomas Alva Edison verbesserte die elektrische Glühbirne und entwarf erste Kraftwerke zur Gleichstromerzeugung, mittels derer die Beleuchtung von ersten Straßen und Wohnhäusern geschah. Nikola Tesla war es schließlich, der den ersten Wechselstromgenerator und einen Transformator zur Erzeugung von Hochspannung erfand.

Die ersten mit Hilfe von Gleichstrom betriebenen Netze waren spannungsbedingt zunächst auf wenige Kilometer Leitungslänge beschränkt und wurden seit den 1880er Jahren in New York, London und später auch in Berlin und anderen deutschen Städten betrieben. Die Einführung dreiphasigen Wechselstroms und von Drehstromasynchronmotoren hob diese lokale Beschränkung auf. Vor allem durch die robuste und kostengünstige Betriebsweise des Drehstromasynchronmotors war die Verbreitung von Drehstromnetzen möglich. In Verbindung mit Transformatoren wurden deutlich höhere Betriebsspannungen ermöglicht, was wiederum zur Verminderung der spezifischen Verluste beim Elektrizitätstransport führte und somit diesen kostengünstiger über längere Strecken erlaubte [6]. Nach der zeitweise parallelen Nutzung von Gleich- und Wechselstrom setzte sich daher letztendlich die Verwendung von Wechsel- und Drehstrom durch und die großflächige Anbindung von Industrien und Haushalten an die öffentliche elektrische Versorgung und somit das Stromnetz nahm ihren Lauf.

Durch weitere Arbeiten von Westinghouse und Friedrich August Haselwander wurde die erste Drehstromübertragung über eine Strecke von 175 km von Lauffen nach Frankfurt a. M. anlässlich der Internationalen Elektrotechnischen Ausstellung in 1891 realisiert. Die Verluste bei dieser Übertragung elektrischer Energie betrugen 25,5 % [7]. Weitere Leitungsprojekte wurden in Frankreich, den Vereinigten Staaten und auch etwas später in Deutschland umgesetzt. Bis zum Jahr 1925 wurde in Deutschland schließ-

lich ein elektrisches Netz über verschiedene Spannungsebenen errichtet. Tabelle 2.1 gibt einen Überblick zu Spannungsebenen und Leitungslängen in dieser Zeit.

Für den Transport elektrischer Leistung aus den ersten Großkraftwerken, wie zum Beispiel dem damals größten Braunkohlekraftwerk in Golpa-Zschornewitz, wurden Seile für Hochspannungsfreileitungen entwickelt. Die erste Höchstspannungsleitung in Deutschland mit einer Nennspannung von 220 kV ging in 1922 über eine Entfernung von ca. 20 km von Letmathe nach Ronsdorf südlich von Dortmund im heutigen Nordrhein-Westfalen in Betrieb.

Spannungsebene	Nennspannung	Leitungslänge in Deutschland
Höchstspannungsebene	> 100 kV	4.174 km
Hochspannungsebene	> 35 kV und ≤ 100 kV	10.455 km
Mittelspannungsebene	> 5 kV und ≤ 35 kV	182.178 km

Tabelle 2.1: Spannungsebenen und Leitungslängen in Deutschland in 1925¹

Auf Basis des Ausbaus des Stromnetzes leisteten die Erzeugung, der Transport und die Verteilung elektrischer Energie damit einen entscheidenden Beitrag zur Erreichung eines steigenden Lebensstandards und zur Entwicklung von industriellen Prozessen sowie der Volkswirtschaften im Allgemeinen in stark erhöhter Geschwindigkeit. Mit der Entwicklung der ersten Elektromotoren und deren Einsatz in industriellen Fertigungsprozessen wurde der Transport elektrischer Energie von zentraler Bedeutung für den wirtschaftlichen Betrieb von Kraftwerken, die zuvor nur während der Nachtstunden zu Beleuchtungszwecken eingesetzt wurden. Je größer die Entfernung, über die elektrische Energie übertragen werden soll, desto höher ist die wirtschaftlich sinnvolle Übertragungsspannung. Dies gilt, da sich die Stromwärmeverluste in elektrischen Leitern reziprok proportional zum Quadrat der Betriebsspannung ergeben [8]. Die Abhängigkeiten der Energieverluste in elektrischen Netzen von physikalischen Größen wird in Kapitel 2.2.3 näher diskutiert. Mit dem in 1948 verstärkt begonnenen Ausbau der Verbundwirtschaft in Kontinentaleuropa fand die schrittweise Umstellung auf höhere Spannungsebenen statt. In 1957 folgte die Inbetriebnahme der ersten 380 kV-Leitung in Deutschland zwischen Rommerskirchen und Hoheneck. Der fortschreitende Zusammenschluss der nationalen Elektrizitätsnetze in diesem und dem folgenden Jahrzehnt sowie die ersten Verbindungen nach Großbritannien und Skandinavien sorgten für eine insgesamt günstigere Versorgung und einen größer werdenden Austausch elektrischer Energie zwischen den Mitgliedern der *Union pour la coordination de la production et du transport*

¹ Quelle: [7]. Die Spannungsgrenzen zur Einteilung der Netzebenen sind hier entsprechend [7] angegeben. Heute werden diese Grenzen üblicherweise abgeändert verwendet, siehe hierzu Tabelle 2.2.

de l'électricité (UCPTE)². Dieser betrug in den 50er Jahren einige GWh [7]. Bis im Jahr 2013 stieg diese Austauschmenge auf etwa 800 TWh an [9].

2.1.2 Strukturmerkmale heutiger Elektrizitätsnetze

Der schematische Aufbau des elektrischen Netzes innerhalb einer Regelzone ist in Abbildung 2.1 dargestellt. Durch den Ausbau erneuerbarer Energien sind seit einigen Jahren auf jeder Spannungsebene Erzeugungsanlagen in signifikantem Umfang installiert. In den unteren Spannungsebenen wird die elektrische Energie vor allem aus dargebotsabhängigen Energiequellen wie der Sonneneinstrahlung und der Windkraft und aus besser regelbaren Biomassen und -gasen erzeugt. Größere Windparks mit einer Leistung von hohen zweistelligen Megawatt-Beträgen sind aufgrund der maximal möglichen Einspeiseleistung an das Hochspannungsnetz angeschlossen. Mit fossilen Brennstoffen betriebene Kraftwerke und Kernkraftwerke mit großen elektrischer Erzeugungsleistungen werden auf der Höchstspannungsebene angeschlossen. Zwischen den Spannungsebenen findet mittels Transformatoren die Überführung von elektrischer Energie statt [10].

Im Allgemeinen kann zwischen Spannungsebene und Struktur des Netzes folgender Zusammenhang formuliert werden: Je kleiner die Spannungsebene, desto größer die Anzahl an angeschlossenen Verbrauchern und desto größer die Heterogenität der Netzstrukturen. Je größer die Spannungsebene, desto größer die übertragene elektrische Leistung und desto größer die Entfernung der leitungsgebundenen Übertragung.

Das europäische Verbundnetz, zudem sich 41 Transportnetzbetreiber auch in der Organisation Entso-e³ zusammengeschlossen haben, ist in fünf Gebiete unterteilt. Das kontinental-europäische Gebiet, das von Portugal bis Griechenland und von Süd-Italien bis Dänemark reicht, stellt dabei das größte synchron verbundene Gebiet dar. Die Transportnetzbetreiber dieser 25 Länder waren bis Juni 2009 bereits in Verband UCTE⁴ organisiert. Zudem sind Großbritannien, Irland, Skandinavien und das Baltikum über Hochspannungsgleichstromleitungen angeschlossen. Ebenso werden Verbindungen zu den Übertragungsnetzen in der Türkei wie auch in Staaten Nordafrikas hergestellt. Über diese Netzinfrastruktur der ENTSO-E wurden in 2014 rund 532 Mio. Einwohner in insgesamt 34 Ländern auf einer Fläche von rund 5,7 Mio km² mit circa 3.300 TWh elektrischer Energie pro Jahr versorgt [11].

Der grundsätzliche Aufbau eines elektrischen Netzes kann anhand von Spannungsebenen, Leitungslängen, angeschlossenen Erzeugungsanlagen und Verbrauchern beschrieben werden. Eine übergeordnete Einteilung wird oftmals in Transport- und Ver-

² UCPTE: Union pour la coordination de la production et du transport de l'électricité (*1951); in 1999 im Zuge der Energiemarktliberalisierung Umwandlung in UCTE

³ ENTSO-E: European Network of Transmission System Operators for Electricity (*2009)

⁴ UCTE: Union for the Co-ordination of Transmission of Electricity (*1999); in 2009 Zusammenschluss mit anderen Verbänden zur ENTSO-E

teilnetze getroffen. Entsprechend der Begriffswahl erfüllen erstere, die auch als Übertragungsnetze bezeichnet und von Übertragungsnetzbetreibern (ÜNB) betrieben werden, die Aufgabe des überregionalen Transports elektrischer Energie. Verteilnetze, deren Betrieb Verteilnetzbetreiber (VNB) sicherstellen, übernehmen dagegen vielmehr die Belieferung von Endkunden und den Transport elektrischer Energie über kürzere Entfernungen. Teilweise übernehmen auch Teile von Verteilnetzen Transportaufgaben zwischen mehreren Regionen. Abbildung 2.1 gibt einen Überblick über die prinzipielle Struktur des Elektrizitätssystems.

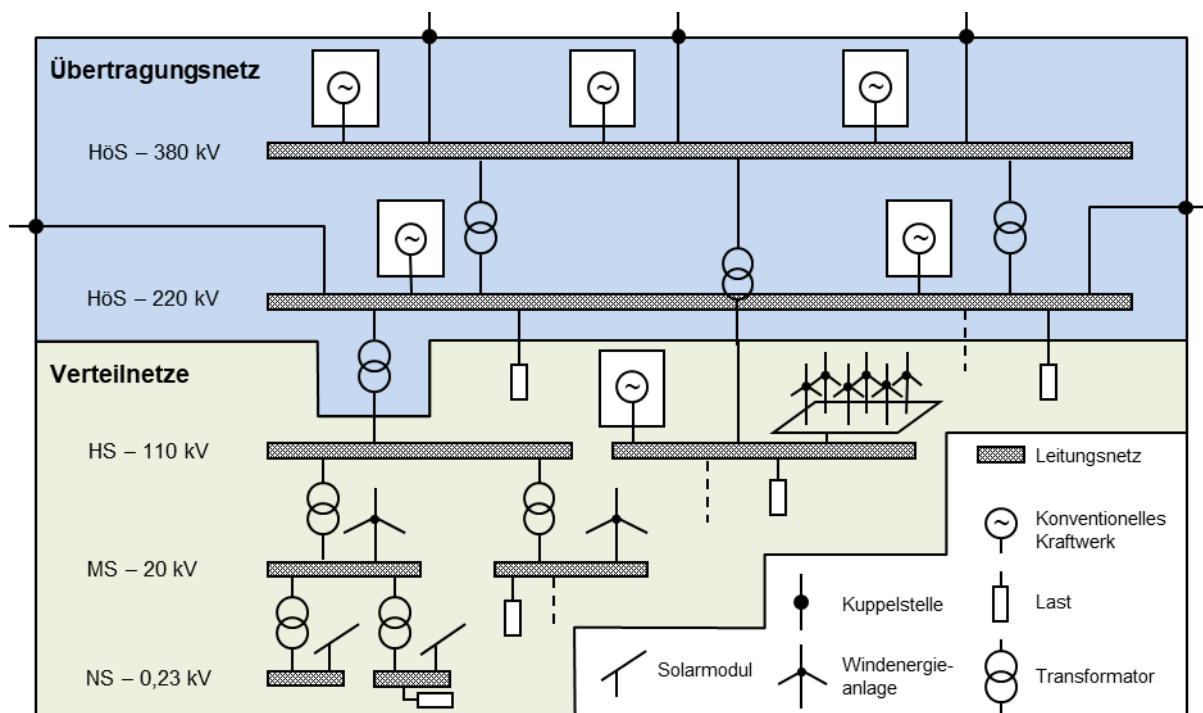


Abbildung 2.1: Schematischer Aufbau des Netzes einer Regelzone⁵

Aufgrund der größeren Erzeugungsleistung speisen Großkraftwerke in das Höchstspannungsnetz ein. Im Zuge des Ausbaus von Anlagen zur Stromerzeugung aus erneuerbaren Energiequellen wird auch in Verteilnetze zunehmend elektrische Energie eingespeist. Durch diese vermehrt dezentrale Einspeisung sowie den volatilen und dargebotsabhängigen Charakter der regenerativen Stromerzeugung ergibt sich sowohl für Übertragungs- als auch für Verteilnetze ein Ausbaubedarf. Dieser Ausbaubedarf trifft einerseits auf Leitungen und andererseits auf die Schnittstellen zwischen den Leitungen der einzelnen Spannungsebenen, die Transformatoren, zu.

Die größte Anzahl elektrischer Verbraucher wird aufgrund der maximalen Höhe der entnommenen Leistung, die vergleichsweise niedrig ist, in den unteren Spannungs-

⁵ Eigene Darstellung in Anlehnung an [10].

ebenen angeschlossen. Da sich die Übertragungsleistung aus dem Produkt von Spannung und Strom ergibt, steigt die transportierbare und lieferbare Verbraucherleistung mit zunehmender Spannung und sich durch größere Leiterquerschnitte erhöhenden Strombelastbarkeiten. Für Haushalte und kleine Industriebetriebe ist der Bezug elektrischer Leistung aus dem 4 kV-Netz ausreichend. Größere Industriebetriebe oder auch firmeneigene elektrische Netze, die z.B. für mechanische, chemische oder thermische Prozesse hohe Leistungen benötigen, werden mit dem Mittel- und teilweise auch mit dem Hochspannungsnetz verbunden. Lediglich leistungsstarke industrielle Prozesse, wie z.B. Lichtbogenöfen zur Stahlherstellung, werden auch mit dem Hoch- oder Höchstspannungsnetz verbunden.

Das Elektrizitätsnetz in Deutschland bestand 2013 aus elektrischen Leitungen mit einer Gesamtlänge von 1,8 Mio. km. Eine Aufteilung der Leitungstrecken auf die verschiedenen Spannungsebenen ist in Tabelle 2.2 gelistet. Der Anteil der Kabelstrecken an der gesamten Leitungslänge betrug in 2013 rund 80 %. Dieser hohe Anteil kommt vor allem durch die übliche Verkabelung in Niederspannungsnetzen zustande. In der Höchstspannungsebene liegt der Kabelstreckenanteil dagegen mit 1 % deutlich niedriger. In diesen Übertragungsnetzen, die in Europa mit Nennspannungen von 220 und 380 kV betrieben werden, werden bisher vorwiegend Freileitungen verwendet. Die größten Übertragungsleistungen werden hierbei mit der Realisierung von drei dreiphasigen 380 kV-Stromkreisen auf einer Trasse erreicht.

Spannungsebene	Nennspannung	Leitungslänge in Deutschland
Höchstspannungsebene	> 125 kV	34.979 km
Hochspannungsebene	> 72,5 und ≤ 125 kV	96.308 km
Mittelspannungsebene	> 4 kV und ≤ 72,5 kV	509.866 km
Niederspannungsebene	≤ 4 kV	1.156.785 km

Tabelle 2.2: Spannungsebenen und Leitungslängen in Deutschland in 2013⁶

Die vergleichsweise großen Leitungslängen in der Mittel- und Niederspannungsebene ergeben sich vor allem durch den Anschluss einer großen Anzahl von Verbrauchern mit einer niedrigen Verbrauchsleistung.

⁶ Quelle: [49]. Die Spannungsgrenzen zur Einteilung sind nicht zwingend einheitlich definiert. Jedoch geben diese Kategorien die Handhabung in Deutschland und Europa gut wider.

2.1.3 Versorgungssicherheit und Systemdienstleistungen

Den Betreibern von Übertragungsnetzen obliegt die übergeordnete Systemverantwortung für eine sichere und zuverlässige Elektrizitätsversorgung in ihrem jeweiligen Netzgebiet. Dies geschieht in enger Kooperation mit benachbarten Netzbetreibern und folgt dem Ziel einer ausfallfreien Versorgungssicherheit. Versorgungssicherheit wurde durch die Bundesregierung neben der Wirtschaftlichkeit und der Umweltverträglichkeit als eines der drei wichtigsten Stützpfeiler der Energieversorgung festgehalten [12]. Der Begriff der Versorgungssicherheit wird von der International Atomic Energy Agency als „*physische Verfügbarkeit von Energie zur Deckung der Nachfrage zu einem gegebenen Preis unter Berücksichtigung wirtschaftlicher und sozialer Aspekte*“ formuliert⁷ [13].

Die sichere Versorgung mit elektrischer Energie ist dabei sowohl durch langfristige als auch durch kurzfristige, schnell wirksame Maßnahmen zu gewährleisten. Den Netzbetreibern kommen Aufgaben in beiden Bereichen zu. Zum einen sind die Instandhaltung und der Ausbau der Übertragungs- und Verteilnetze zur Anpassung an eine sich verändernde Verbrauchs- und Erzeugungsstruktur wesentliche Grundlagen. Zum anderen sind die Netzbetreiber dazu berechtigt und verpflichtet, Gefährdungen und Störungen des Versorgungssystems durch netz- und marktbezogene Maßnahmen zu beseitigen [1]. Diese fortlaufend ergriffenen Maßnahmen werden als Systemdienstleistungen bezeichnet. Die Grundlage der Bereitstellung von Systemdienstleistungen bilden die Regeln des *TransmissionCode* [14]. Darin enthalten sind die technischen Mindestanforderungen der europäischen Übertragungsnetzbetreiber für die Erbringung von Systemdienstleistungen. Sie sind darüber hinaus die Basis für bilaterale Verträge der Übertragungsnetzbetreiber mit den Marktteilnehmern und für entsprechende Verträge über den Netzzugang sowie die Netznutzung. Es können vier Kategorien von Systemdienstleistungen unterschieden werden [15].

- **Frequenzhaltung:** Die Netzfrequenz ist in einem Drehstromnetz das direkte Maß für das Gleichgewicht zwischen Verbrauch und Erzeugung, welches aufgrund der geringfügigen Speicherbarkeit elektrischer Energie zwingende Voraussetzung für den stabilen Systembetrieb ist. Wird der Verbrauch größer als die gleichzeitige Erzeugung sinkt die Frequenz. Umgekehrt steigt sie. Um die Frequenz innerhalb tolerierbarer Grenzen zu halten, stehen den Übertragungsnetzbetreibern Momentanreserve⁸ und Regelleistung zur Verfügung. Letztere werden in jeweils positive und negative Primär- und Sekundärregelleistung sowie Minutenreserve eingeteilt, sie-

⁷ Originaltext der IAEA: *“The importance of energy security in terms of the physical availability of supplies to satisfy demand at a given price for economic and social sustainability is paramount.”* [13]

⁸ Momentanreserve: die Trägheit der Turbinen-Generator-Wellen, also der rotierenden Massen im System, dämpft kurzfristige Frequenzschwankungen. Im europäischen Verbundnetz tragen heute konventionelle Kraftwerke zum Ausgleich eines Erzeugungsausfalls oder einer Lastschwankung von bis zu 3 GW bei. [15]

he hierzu [16]. Der Bedarf an Regelleistung wird von den ÜNB bestimmt und passende Regelleistungsprodukte werden über Auktionen auf dem etablierten Regelleistungsmarkt beschafft. In den Fällen der Sekundär- und Minutenreserve gliedern sich die Produkte in die Vorhaltung von Regelleistung und die Erbringung von Regelarbeit. Voraussetzung für die Teilnahme am Regelleistungsmarkt ist das Durchlaufen eines technischen Präqualifikationsprozesses. Der Regelleistungsbedarf wird in der Regel durch Kraftwerke gedeckt. Entsprechend der Wirkung der positiven Regelleistung werden seit Inkrafttreten der Lastabschaltverordnung (AbLaV)⁹ zudem sofort und schnell abschaltbare (industrielle) Verbraucherlasten zur Unterstützung der Netzfrequenz angeboten [17].

- **Spannungshaltung:** Netzbetreiber haben durch das Blindleistungsmanagement sicherzustellen, dass einerseits die Spannungshöhe innerhalb eines zulässigen Bandes liegt und andererseits starke Spannungseinbrüche infolge von Kurzschlüssen vermieden werden. Hierfür stehen den Übertragungs- und Verteilnetzbetreibern technische Mittel zur Blindleistungseinspeisung bzw. -entnahme zur Verfügung, wie z.B. Drosselspulen und Kondensatoren. Die Netzbetreiber sind berechtigt und verpflichtet Kraftwerksbetreiber zu einer Anpassung des Generatorbetriebs innerhalb der jeweils technisch zulässigen Grenzen anzuweisen.
- **Versorgungswiederaufbau:** Für den Fall eines großflächigen Versorgungsausfalls obliegt es den Übertragungsnetzbetreibern mit Unterstützung der Verteilnetzbetreiber, die Elektrizitätsversorgung in kürzester Zeit wiederherzustellen. Zu diesem Zweck ist die Schwarzstartfähigkeit gewisser Erzeugungsanlagen¹⁰ notwendige Voraussetzung.
- **Systembetriebsführung:** Die Steuerung und die Überwachung der Elektrizitäts-einspeisungen und -entnahmen sowie der Belastung der Netzbetriebsmittel sind Grundlagen für einen sicher organisierten Netz- und Systembetrieb. Insbesondere die Leitwarten der Netzbetreiber übernehmen hierfür zentrale Aufgaben der Netzüberwachung, wie z.B. die Netzanalyse¹¹, Aufgaben in Form netzbezogener Maß-

⁹ Verordnung über Vereinbarung zu abschaltbaren Lasten [17].

¹⁰ Schwarzstartfähigkeit: Eigenschaft einer elektrischen Erzeugungsanlage; die Bereitstellung von elektrischer Leistung ist bei Vorhandensein der Schwarzstartfähigkeit auch dann noch möglich, wenn der Bezug des Eigenverbrauchs aus dem Netz nicht mehr möglich ist. Wasser- und Gasturbinenkraftwerke sind hierfür geeignete Anlagen. [8]

¹¹ Netzanalyse: Ermittlung eines fehlerbereinigten Datensatzes über den stationären Netzzustand (State-Estimation) als Grundlage von z.B. Netzsicherheitsrechnungen oder der Instandhaltungs- und Wartungsarbeiten. [8]

nahmen, wie z.B. Netzschaltungen¹², und Aufgaben in Form marktbezogener Maßnahmen, wie z.B. Redispatch.

Im Rahmen von Beschlussverfahren bzgl. eines verbindlichen Anreizsystems für Systemdienstleistungen nennt die Bundesnetzagentur (BNetzA) zusätzlich den Ausgleich von Netzverlusten, siehe z.B. [18], wodurch die Beschaffung von Verlustenergie seither ebenso zu den Systemdienstleistungs-Kategorien gezählt werden kann.

- **Ausgleich von Netzverlusten:** Beschaffung von Energie zum Ausgleich von Netzverlusten durch Ausschreibungen, Termin- und Spothandel. Für die Beschaffung der Energiemengen ist die Berechnung von Prognosewerten für die zu erwartenden Netzverluste wesentlich. Zudem ist durch die Netzbetreiber ein eigener Verlustenergiebilanzkreis zu führen. Eine detaillierte Beschreibung gibt Kapitel 2.4.

Die Vermeidung von Netzengpässen ist neben den genannten Systemdienstleistungskategorien ein weiteres wesentliches Maßnahmenbündel zur Gewährleistung eines störungsfreien Netzbetriebs – das Engpassmanagement [19]. Unter Engpässen sind solche Zustände zu verstehen, in denen „strombedingte Überlastungen von Betriebsmitteln oder Verletzungen betrieblich zulässiger Spannungsbänder“ [20] auftreten. Im Rahmen des Engpassmanagements wird zwischen netz- wie auch marktbezogenen Maßnahmen und der Bewirtschaftung von Leitungskapazitäten unterschieden. Zu ersteren gehört insbesondere der Redispatch.

- **Engpassmanagement:** Darunter sind alle Maßnahmen zu verstehen, die Netzbetreiber zur Vermeidung von Leitungsüberlastungen vornehmen kann [21]. Zunächst sind durch Netzbetreiber Engpässe durch netz- oder marktbezogene Maßnahmen zu verhindern. Dazu gehören Netzschaltungen und auch der Eingriff in Kraftwerksfahrpläne, der sogenannte Redispatch. Soweit diese Maßnahmen nicht ausreichen, um einen entsprechenden Engpass zu verhindern oder zu vermeiden ist die Bewirtschaftung des Leitungsengpasses erlaubt und verpflichtend. Auch für die Verfahren der Engpassbewirtschaftung gelten die allgemeinen marktorientierten, transparenten und diskriminierungsfreien Prinzipien. Für die Bewirtschaftung werden von Übertragungsnetzbetreibern implizite oder explizite Auktionen genutzt. Bei ersterem implizitem Verfahren findet die Vergabe von Übertragungskapazitäten gekoppelt mit einem Stromhandelsgeschäft statt¹³. Bei letzterem explizitem Verfahren geschieht die Auktion getrennt vom sonstigen Marktgeschehen¹⁴, deren positives Ergebnis aber Voraussetzung für einen engpassübergreifenden

¹² Netzschaltungen: Ein-/Ausschalten eines Stromkreises oder Transformators, Änderung der Stufenstellung eines Transformators, Schaltung einer Blindleistungskompensationsanlage – Drosselspule oder Kondensatorbank.

¹³ Implizite Auktionen: siehe auch Market Coupling und Flow-Based Market Coupling, [104] und [114]

¹⁴ Explizite Auktionen: siehe z.B. das Vorgehen eines Übertragungsnetzbetreibers, [104]

Stromhandel sein kann. Durch die Engpassbewirtschaftung geschieht somit eine indirekte Beeinflussung der physikalischen Lastflüsse auf den engpassbehafteten Leitungen.

- **Redispatch:** Hierunter wird die Änderung von geplanten Kraftwerksfahreinsätzen verstanden mit dem Ziel physikalische Engpässe zu vermeiden oder zu beseitigen [22]. Redispatch-Maßnahmen können regelzonen- und grenzübergreifend stattfinden. Dabei wird die Erzeugungsleistung diesseits des Engpasses verringert und jenseits des Engpasses erhöht um den Belastungsstrom auf der entsprechenden Leitung zu verringern.

Eine Systemdienstleistung wird in der Regel durch einen Anbieter erbracht, der eine bilateral vertraglich vereinbarte Vergütung vom jeweiligen Netzbetreiber erhält. Ausgeschlossen sind dabei Vergütungen für Investitionen in Anlagen als notwendige Vorleistung zur Erbringung von Systemdienstleistungen. Durch die vertraglichen Vereinbarungen ist sicherzustellen, dass dem Übertragungsnetzbetreiber alle erforderlichen Systemdienstleistungen zur Verfügung stehen und die volle Kontrolle, z.B. über Zeitpunkt, Ort und Art der Leistung gewährleistet ist. Dabei ist es unter Umständen möglich, dass der aktive Betrieb der entsprechenden Anlage Voraussetzung für die Erbringung einer Leistung ist, z.B. im Rahmen der Primärregelung oder der Spannungshaltung.

Da in den letzten Jahren vermehrt Kraftwerke aufgrund deren nicht mehr wirtschaftlichen Betriebs zur Stilllegung angemeldet wurden, hat der Gesetzgeber in 2013 mit § 13 des Energiewirtschaftsgesetzes (EnWG)¹⁵ und der Reservekraftwerksverordnung (ResKV) [23] die Verfahrensregelung für die Beschaffung einer Netzreserve detailliert geregelt und so den Übertragungsnetzbetreibern eine weitere Möglichkeit zur Aufrechterhaltung der Versorgungssicherheit geschaffen. Die Übertragungsnetzbetreiber werden dazu verpflichtet, auf Basis von Netzengpassanalysen und in enger Abstimmung mit der Bundesnetzagentur die Stilllegung von einzelnen Erzeugungskapazitäten hinsichtlich der Sicherheit und Zuverlässigkeit der Elektrizitätsversorgung zu überprüfen und sind ermächtigt eine Stilllegung ggf. zu untersagen und deren Weiterbetrieb im Rahmen der *Netzreserve* anzuweisen. Neben der inländischen besteht zudem die Möglichkeit der vertraglichen Absicherung ausländische Netzreservekapazitäten [24]. Als letzte verfügbare Möglichkeit ist es Übertragungsnetzbetreibern durch § 13b Abs. 1 Nr. 2 EnWG gestattet, die Errichtung von Kraftwerken zur Elektrizitätserzeugung an strategisch wichtigen Einspeisepunkten in Auftrag zu geben und diese Kraftwerke nach Gesichtspunkten der Versorgungssicherheit außerhalb des Elektrizitätsmarkts zu betreiben. Allerdings hat diese Regelung nur bis Ende 2017 Gültigkeit¹⁶.

¹⁵ Gesetz über die Elektrizitäts- und Gasversorgung (Energiewirtschaftsgesetz) [1]

¹⁶ Stand der Information: 08.06.2015.

2.1.4 Energiepolitische Ziele und Regulierung des Netzbereichs

Die **energiepolitische Zielsetzung** der Europäischen Union und auch der deutschen Regierung kann durch das Zieldreieck der Wirtschaftlichkeit, der Umweltverträglichkeit und der Versorgungssicherheit charakterisiert werden. Dadurch wird vor dem Hintergrund klimatischer Veränderungen dem Bestreben einer Wohlfahrtsoptimierung und der Erreichung einer ausreichenden Nachhaltigkeit bei der zukünftigen Entwicklung des europäischen Energiebinnenmarkts hohe Bedeutung beigemessen [25]. Diese Zielsetzung wurde in Deutschland durch den angestrebten Wandel der seither überwiegend auf fossilen Energien basierten Elektrizitätserzeugung hinzu einem möglichst CO₂-emissionsfreien Erzeugungsmix konkretisiert. Dazu sollen u.a. die Anlagen zur Stromerzeugung aus erneuerbaren Energien mittels Förderinstrumenten – siehe das EEG – weiter ausgebaut werden, deren Verfügbarkeiten zu einem großen Teil vom natürlichen Dargebot z.B. Windkraft und Sonneneinstrahlung abhängig sind. Zusätzlich zur Förderung erneuerbarer Energien wurde der Ausstieg aus der Nutzung der Kernenergie bis spätestens zum Ende des Jahres 2022 vom Gesetzgeber beschlossen, siehe § 7 AtG [26].

Diese vergleichsweisen tiefgreifenden Veränderungen bedingen zusammen mit den komplexen technischen Aspekten des Netzbetriebs Herausforderungen für Netzbetreiber, zum einen durch den neuen Anschluss einer großen Anzahl dezentraler Erzeugungsanlagen. Zum anderen ergibt sich durch den schrittweisen Wegfall von konventionellen Kraftwerken als Erzeugungsanlagen mit großer elektrischer Leistung, durch den Ausbau z.B. von Windenergieanlagen v.a. im nördlichen Teil Deutschlands und durch den steigenden grenzüberschreitenden Austausch elektrischer Energie eine generelle Notwendigkeit zur Neustrukturierung des Übertragungsnetzes für den großräumigen Elektrizitätstransport. Für den bedarfsgerechten Ausbau des nationalen Übertragungsnetzes erstellen die vier deutschen Übertragungsnetzbetreiber bisher jährlich und zukünftig alle zwei Jahre *Netzentwicklungspläne (NEP)*, siehe z.B. [27]. Zur Planung des Ausbaus des europäischen internationalen Übertragungsnetzes wird unter Federführung des Betreiberverbands ENTSO-E in zwei-jährigem Rhythmus ein *10-Year Network Development Plan (TYNDP)* erstellt, siehe z.B. [28].

Neben der langfristigen Planung des Ausbaus und der Neustrukturierung der Elektrizitätsnetze ist allerdings ein Gleichgewicht zwischen Erzeugung und Verbrauch zu jedem Zeitpunkt notwendige Voraussetzung für einen sicheren Betrieb der Netze. Dafür ist die Bereitstellung von Systemdienstleistungen, wie in Abschnitt 2.1.3 beschrieben, von zentraler Bedeutung. Die über viele Jahrzehnte gewachsenen Elektrizitätsnetze ermöglichen die Versorgung von Verbrauchszentren und auch verbrauchsschwachen Regionen mit elektrischer Energie. Zwischen Erzeugung und Verbrauch bestehen dabei zum Teil große Entfernungen. Aufgrund dessen sind bei der Gestaltung von elektrischen Netzen immer auch geographische Aspekte von industriellen und demographischen

Entwicklungen zu beachten. Die Netze zeichnen sich daher durch eine hohe allgemeine Komplexität, eine große Individualität und damit eine große Heterogenität aus.

Aufgrund mehrerer Aspekte im Bereich der Netzinfrastuktur ergibt sich die Notwendigkeit einer **Regulierung**. Unter dem Begriff Regulierung werden im Allgemeinen alle gesetzlichen Vorschriften, steuerlichen Belastungen und Subventionen verstanden. Als Gründe für einen regulatorischen Eingriff des Staats können das denkbare Versagen eines Marktes oder der Anspruch, ein besseres Ergebnis herbeizuführen als es ohne Regulierung zustande kommen würde, sein. Marktversagen liegt z.B. bei monopolistischen Strukturen oder bei ruinösem Wettbewerb vor. Zum einen können volkswirtschaftliche Gründe für einen Regulierungsreingriff sprechen. Zum anderen werden solche Eingriffe auch aus einer ordnungspolitischen Motivation heraus angestrebt [29].

Aus wettbewerbstheoretischer Sicht stellen der Transport und die Verteilung elektrischer Energie ein natürliches Monopol dar. Zum einen sind natürliche Monopole, wie es für Anbieter von Infrastrukturleistungen und damit auch Netzbetreiber zutrifft [30], durch hohe Fixkosten und vergleichsweise niedrige Grenzkosten¹⁷ gekennzeichnet. Zum anderen gilt für natürliche Monopole, dass ein Anbieter die entsprechende Leistung zu geringeren Kosten bereitstellen kann als es zwei oder mehr Anbieter könnten [31]. Tatsächlich besteht aufgrund der Kapitalintensität und des unternehmerischen Risikos das Bestreben, keine Überkapazitäten für die Elektrizitätsübertragung zu errichten. Hieraus ergibt sich die Notwendigkeit eines regulatorischen Eingriffs im Bereich der leistungsgebundenen Energieversorgung mit den Zielen, den Netzbetreibern einerseits ausreichende Anreize für Investitionen zu setzen und andererseits die Maßnahmen zu ergreifen, die zu einer hohen Versorgungssicherheit mit elektrischer Energie führen.

Zudem besitzen die Elektrizitätsnetze eine grundsätzliche Bedeutung für die Grundversorgung der Bevölkerung, der Industrie und aller anderen Wirtschaftssektoren mit elektrischer Energie für die Bereitstellung mechanischer Antriebsarbeit, Wärme, Licht und weiteren Energiedienstleistungen. Diese Bedeutung der elektrischen Netze ist neben den genannten Aspekten von natürlichen Monopolen die wichtigste Begründung für einen Regulierungseingriff, der über Gesetze und Verordnungen geregelt und gesteuert und durch Regulierungsbehörden ausgeführt wird.

Die politische Zielsetzung bezieht, wie genannt, auch möglichst niedrige Endkundenpreise in die Gestaltung der Energieversorgung mit ein. Netzbetreiber refinanzieren ihre Ausgaben zu einem großen Teil durch die Erhebung von *Netznutzungsentgelten*. Diese Netznutzungsentgelte entsprechen dem Quotienten aus erwarteten ansetzbaren Kosten für die Bereitstellung der Netzinfrastuktur sowie weiterer Systemdienstleistungen unter Berücksichtigung von Abschreibungen, Kapitalverzinsung, Steuern, kosten-

¹⁷ Die Grenzkosten eines Netzbetreibers können auch als Betriebskosten bezeichnet werden. Diese beinhalten aufgrund des erhöhten Auftretens lokaler Netzengpässe zurzeit z.B. auch vergleichsweise hohe Kosten, die durch Redispatch zustande kommen. [Quelle]

mindernde Erlöse und Netzverluste und dem erwarteten Stromverbrauch, siehe auch StromNEV § 3 und 4, [32]. Netznutzungsentgelte können somit auch als spezifische Preise für die Verfügbarmachung der Netzbetriebsmittel zum Transport und zur Verteilung elektrischer Energie verstanden werden. Die Netznutzungsentgelte werden von den Stromverbrauchern entrichtet und sind somit ein Teil des Endkundenstrompreises. In Monopolsituationen besteht jedoch die theoretische Möglichkeit der Einflussnahme des Anbieters auf den Preis – im Netzbereich somit auf die Netznutzungsentgelte für die Bereitstellung der elektrischen Übertragungsmittel. Somit besteht potentiell die Gefahr von Wohlfahrtsverlusten durch den Missbrauch der vorhandenen Marktmachtpotentiale [29]. Auch hieraus ergibt sich die Notwendigkeit eines regulatorischen Eingriffs zur Verhinderung einer Marktmachtausübung.

Unter der Annahme, dass aber vor allem durch ausreichenden Wettbewerb und den hierdurch entstehenden Kostendruck gegenüber Mitstreitern niedrigere Endkundenpreise und eine insgesamt effizientere und kostengünstigere Energieversorgung entsteht, wird die Etablierung eines europäischen Energiebinnenmarktes angestrebt. Dieser ist mit der Liberalisierung des Energiemarktes und der Schaffung von Wettbewerb auf verschiedenen Wertschöpfungsstufen verbunden. Unterstützt wird dies durch die Trennung der Unternehmensbereiche der Übertragung und Verteilung von allen anderen Bereichen und somit die Entflechtung¹⁸ der vertikal integrierten Versorgungsunternehmen entlang der Wertschöpfungskette. Ein Wettbewerb, auf den den Netzen vor- und nachgelagerten Märkten kann dabei nur durch den dafür notwendigen diskriminierungsfreien Zugang aller tatsächlichen und die Herstellung dieses Zugangs aller potentiellen Marktteilnehmer ermöglicht werden. Die Sicherstellung des diskriminierungsfreien Netzzugangs bedarf dabei zielgerichteter und technologieoffener Vorgaben. Die Monopolsituation im Netzbereich wurde allerdings aufgrund oben genannter Aspekte nicht aufgelöst. Dennoch soll ein möglichst effizienter Netzbetrieb und -ausbau gewährleistet werden, woraus sich wiederum die Notwendigkeit zur Regulierung der Elektrizitätsnetze ergibt.

Die rechtlichen Grundlagen für diese Regulierung wurden auf europäischer und nationaler Ebene durch **Richtlinien, Gesetze, Verordnungen und Beschlüsse** der Regulierungsbehörden gelegt. Der erste Schritt in Richtung eines wettbewerblichen Energiebinnenmarktes und der Liberalisierung der Elektrizitäts- und Gasversorgung geschah mit der ersten Binnenmarkt-Richtlinie für Elektrizität der Europäischen Union, die 1996 beschlossen wurde und 1997 in Kraft trat [33]. Dieser folgten 2003 und 2009 zwei weitere Richtlinien auf EU-Ebene, die für den Strommarkt relevant waren und sind. Zum einen enthalten diese Richtlinien gemeinsame Vorschriften für verschiedene Stufen der

¹⁸ Entflechtung (engl.: Unbundling): Es werden mehrere Arten der Entflechtung unterschieden, deren Einführung sukzessive erfolgte: rechtliche, operationelle, informationelle, buchhalterische und eigentumsrechtliche Entflechtung, siehe [1] und [116]

Wertschöpfungskette, für die Organisation des Netzzugangs und für den Netzbetrieb und -ausbau. Zum anderen wurden Vorgaben zur Entflechtung der Stufen Übertragung und Verteilung von den Stufen Erzeugung, Handel und Vertrieb schrittweise vorgeschrieben. Die erste EU-Binnenmarktrichtlinie von 1996 verlangte zunächst eine Entflechtung der Unternehmensführung wie auch eine getrennte Rechnungslegung. In der zweiten EU-Richtlinie von 2003 (*Beschleunigungsrichtlinie*) [34] wurde die Vorgabe der gesellschaftsrechtlichen, operationellen, informatorischen und buchhalterischen Entflechtung ergänzt. Der Übergang zu einem ex-ante-Regulierungsregime sollte durch die Einrichtung nationaler Regulierungsbehörden erreicht werden. Die dritte für den Strommarkt relevante EU-Richtlinie war Teil des dritten EU-Binnenmarktpakets in 2009 und verschärfte nochmals die Entflechtungsvorgaben. Ebenso wurde die Rolle der Regulierungsbehörden gestärkt und deren Zusammenarbeit auf europäischer Ebene festgehalten. War die Abtrennung der Übertragungsnetze¹⁹ in eigene unabhängige Unternehmen durch die ersten beiden Richtlinien nicht in den Fokus gestellt, so wurden durch das dritte Binnenmarktpaket drei Möglichkeiten hierfür vorgegeben [35]:

- das *Ownership Unbundling* (OU) oder der *Zwangverkauf*: die gesamte Netzinfrastruktur und der Netzbetrieb werden veräußert und damit vollständig vom Mutterkonzern getrennt,
- der *Independent System Operator* (ISO) oder das *Betriebsführungsmodell*: die Netzinfrastruktur bleibt Eigentum des Mutterkonzerns, der gesamte Netzbetrieb wird an ein unabhängiges Unternehmen übertragen,
- der *Independent Transmission Operator* (ITO) oder der *dritte Weg*: es besteht weiterhin eine eigentumsrechtliche Verbindung zwischen Mutterkonzern und Netzinfrastruktur und -betrieb, jedoch wird die volle Autonomie der Netzsparte hierfür vorausgesetzt.

In Deutschland wurden sowohl die erste als auch die letzte der drei Optionen genutzt. Die E.ON Energie AG vollzog in 2009 die vollständige Herauslösung der Übertragungsnetztochter Transpower GmbH an die niederländische Tennet Holding B.V. und wählte somit die Option des Ownership Unbundling [36]. Die RWE AG dagegen verkaufte 2011 nur 74,9 % ihrer Netzsparte Amprion GmbH an ein Konsortium aus Banken, Versicherungen und Versorgungswerken [37]. Diese beiden Entscheidungen gehen auch auf Verhandlungen mit der EU-Kommission bezüglich der Wettbewerbsetablierung zurück [38, 36]. Auch die Vattenfall AG veräußerte 2010 ihre Netztochter 50Hertz Transmission GmbH zu 60 % an den belgischen Übertragungsnetzbetreiber Elia und zu 40 % an den australischen Infrastrukturfonds IFM [39]. Die EnBW AG verfolgte das Modell des Independent Transmission Operator (ITO) und formierte die Netztochter EnBW Trans-

¹⁹ Ähnliches gilt auch für Fernleitungsnetzbetreiber (FNB) im Bereich der Gasnetzinfrastruktur.

portnetze AG gemäß geltenden Rechts in 2012 in die TransnetBW GmbH u.a. mit einer uneingeschränkten unternehmerischen Vollausrüstung um [40].

Diese Veränderungen im Netzbereich haben ihren Ursprung in den genannten EU-Richtlinien und sind letzten Endes auch an die nationale Gesetzgebung gebunden. Diese wiederum verweist auf das Europäische Gemeinschaftsrecht. Jede der drei oben genannten europäischen Binnenmarktrichtlinien war binnen einer zwei- bzw. einjährigen Frist in nationale Gesetzgebungen umzusetzen und so folgte allen Richtlinien eine Novellierung hauptsächlich des EnWG²⁰. In diesem Zuge fand die erste Novellierung des Energiewirtschaftsgesetzes seit 1935 im Jahr 1998 statt. Bis dahin war das deutsche Elektrizitätsversorgungssystem samt der Übertragungs- und Verteilnetze in Gebietsmonopole eingeteilt, in denen jeweils ein Unternehmen für die Versorgung der Kunden mit Elektrizität zuständig war. Das grundsätzliche Ziel der Gesetzgebung für den Bereich der Elektrizitätsversorgung ist dabei eine

„(...) möglichst sichere, preisgünstige, verbraucherfreundliche, effiziente und umweltverträgliche leitungsgebundene Versorgung der Allgemeinheit mit Elektrizität (...)“ (§ 1 Abs. 1 EnWG)

und ebenso die Notwendigkeit zur Gewährleistung eines

„möglichst sicheren, kostengünstigen und diskriminierungsfreien Netzzugangs in der leitungsgebundenen Elektrizitätswirtschaft.“ (§ 1 Abs. 1 EnWG).

Die durch die Erbringung dieser Dienstleistung entstehenden Kosten beziehen die Übertragungsnetzbetreiber bei der Ermittlung der Netzentgelte mit ein. Für eine weitere und ausführliche Erläuterung der Sachverhalte sei in diesem Zusammenhang auf weitere Ausführungen in Fachliteratur verwiesen, wie z.B. [29].

Im Folgenden werden die für die Beschaffung von Energie zum Ausgleich von Netzverlusten relevanten und geltenden Rechts- und Regulierungsvorschriften genauer dargelegt. Wie bei der Bereitstellung von anderen Systemdienstleistungen sind auch bei der Beschaffung von Verlustenergie jeweils gültige rechtliche und regulatorische Vorschriften zu berücksichtigen. Die rechtliche Basis der nationalen Gesetzgebung ist dabei vor allem das EnWG. In Bezug auf die Netzverluste werden die detailliertesten Vorgaben von den Netzbetreibern selbst in freiwilligen Selbstverpflichtungen festgehalten. Dieser gesamte Rechtsrahmen bestimmt nicht nur die Beschaffung, sondern auch die Abrechnung der Kosten zum Ausgleich von Netzverlusten.

Die Verpflichtung der Netzbetreiber zum Ausgleich von Netzverlusten ergibt sich aus § 22 Abs. 1 Satz 1 EnWG. Dieser nennt auch die Verfahrensmerkmale zur Beschaffung der dazu notwendigen Energie:

²⁰ Weitere relevante Gesetzeswerke sind z.B. das Gesetz gegen Wettbewerbsbeschränkungen (GWB) [115]. Hier ist z.B. der § 29 über das Verbot überhöhter Entgelte zu nennen.

„Betreiber von Energieversorgungsnetzen haben die Energie, die sie zur Deckung von Verlusten und für den Ausgleich von Differenzen zwischen Ein- und Ausspeisung benötigen, nach transparenten, auch in Bezug auf verbundene oder assoziierte Unternehmen nichtdiskriminierenden und marktorientierten Verfahren zu beschaffen.“

Des Weiteren greift das Gesetz in § 22 Abs. 1 Satz 2 die Tatsache auf, dass Netzverluste von veränderlichen Gegebenheiten abhängen und daher eine Beschaffungsstrategie genutzt werden muss, die dies berücksichtigt:

„Dem Ziel einer möglichst preisgünstigen Energieversorgung ist bei der Ausgestaltung der Verfahren, zum Beispiel durch die Nutzung untertäglicher Beschaffung, besonderes Gewicht beizumessen, (...)“

Die Begriffe *Netzverluste* oder *Verluste in Energieversorgungsnetzen* werden auch für die Beschreibung der Energieverluste der Stromübertragung verwendet. Aus Letzteren resultiert ein Mehrbedarf an Energie, der durch die Netzbetreiber zu beschaffen ist. Die zu beschaffenden Energiemengen werden auch als *Verlustenergie* bezeichnet. § 2 Nr. 12 der Stromnetzzugangsverordnung (StromNZV)²¹ definiert Verlustenergie:

„Im Sinne dieser Verordnung bedeutet (...) Verlustenergie die zum Ausgleich physikalisch bedingter Netzverluste benötigte Energie;“

§ 10 StromNZV Abs. 1 greift nochmals die Kriterien für die Verlustenergiebeschaffung auf und schreibt vor:

„Die Betreiber von Elektrizitätsversorgungsnetzen sind verpflichtet, Verlustenergie in einem marktorientierten, transparenten und diskriminierungsfreien Verfahren zu beschaffen. (...)“

Im selben Absatz werden zudem Ausschreibungsverfahren als zu favorisierende Beschaffungsmethode genannt, von denen nur abgewichen werden darf, wenn z.B. das Aufwand-Nutzen-Verhältnis von Ausschreibungen zu groß würde, was v.a. auf Verteilnetzbetreiber zutreffen kann²². Durch § 10 StromNZV Abs. 2 werden die Netzbetreiber darüber hinaus selbst zu Bilanzkreisverantwortlichen, da die Pflicht zur Führung eines Bilanzkreises besteht. Dieser besteht lediglich für die Abwicklung des Ausgleichs von Netzverlusten²³.

In der StromNZV wird die Rolle der Bundesnetzagentur als aktuell für den Elektrizitätssektor zuständige Regulierungsbehörde zu verschiedenen Themen festgelegt. Als Begründung hierfür wird in § 27 Abs. 1 auf die Ziele *„eines effizienten Netzzugangs“* und

²¹ Amtlicher Titel: Verordnung über den Zugang zu Elektrizitätsversorgungsnetzen

²² Kleine Netzbetreiber mit weniger als 100.000 angeschlossenen Kunden werden an dieser Stelle ganz vom Hinweis auf Ausschreibungsverfahren ausgeschlossen.

²³ Auch in Bezug auf die Bilanzkreispflicht sind unter Fußnote 22 genannte Netzbetreiber entbunden.

die allgemeineren Ziele des § 1 Abs. 1 EnWG (s.o.) hingewiesen. Die Bundesnetzagentur kann nach Nr. 6 des genannten Paragraphen der StromNZV Entscheidungen

„(...) zum Ausschreibungsverfahren für Verlustenergie nach § 10 [s.o.] und zum Verfahren zur Bestimmung der Netzverluste“

treffen. Dabei müssen allerdings die „Anforderungen eines sicheren Netzbetriebs“ beachtet werden, siehe selbiger Paragraph. Die Anrechenbarkeit der Kosten zur Deckung der Netzverluste als Kostenposition der Netzbetreiber bei der Ermittlung von Netznutzungsentgelten wird in § 10 Abs. 1 der Stromnetzentgeltverordnung (StromNEV)²⁴ festgelegt:

„Die Kosten der Beschaffung von Energie zum Ausgleich physikalisch bedingter Netzverluste (Verlustenergie) können bei der Ermittlung der Netzkosten in Ansatz gebracht werden. Die Kostenposition ergibt sich aus den tatsächlichen Kosten der Beschaffung der entsprechenden Verlustenergie im abgelaufenen Kalenderjahr.“

Die im zweiten Satz genannten Kosten können von den Netzbetreibern als Netzkosten im Rahmen der Anreizregulierung angesetzt werden. Die Anreizregulierung der Netzbetreiber in Deutschland ist durch die Höhe und die Art und Weise, wie Kosten des Netzbetriebs bei der Berechnung von Netznutzungsentgelten angesetzt werden können, gekennzeichnet. So wird zwischen beeinflussbaren sowie vorübergehend und dauerhaft nicht beeinflussbaren Kostenanteilen unterschieden. Durch § 21a Abs. 6 Satz 7 EnWG ist die Bundesregierung dazu ermächtigt, Rechtsverordnungen zu erlassen, durch die

„(...) Regelungen getroffen werden, welche Kostenanteile dauerhaft oder vorübergehend als nicht beeinflussbare Kostenanteile gelten (...)“.

Im Rahmen der Anreizregulierung können vorübergehend und dauerhaft nicht beeinflussbare Kostenanteile zur Gänze in die Netznutzungsentgelte eingepreist werden. Welche Kosten als nicht beeinflussbar gelten, ist durch § 11 der Anreizregulierungsverordnung (ARegV) definiert. Die Kosten zum Ausgleich von Netzverlusten werden insbesondere in § 11 Abs. 2 ARegV dahingehend eingeordnet:

„Als dauerhaft nicht beeinflussbare Kostenanteile gelten bei Stromversorgungsnetzen auch solche Kosten oder Erlöse, die sich aus Maßnahmen des Netzbetreibers ergeben, die einer wirksamen Verfahrensregulierung (...) unterliegen, insbesondere (...) Kosten für die Beschaffung der Energie zur Erbringung von Ausgleichsleistungen (...)“

²⁴ Amtlicher Titel: Verordnung über die Entgelte für den Zugang zu Elektrizitätsversorgungsnetzen, [32]

Auch der Umgang mit Netzverlusten wird in diesem Sinne als eine *Ausgleichsleistung* betrachtet. Somit ist die Feststellung einer wirksamen Verfahrensregulierung zur Ermittlung und Ansetzung der Verlustenergiekosten direkt mit der Definition dieser als nicht beeinflussbarer Kostenanteil verbunden. Für die Netzverluste in Übertragungsnetzen und weitere Systemdienstleistungen wurden sowohl für die erste als auch für die zweite Regulierungsperiode wirksame Verfahrensregulierungen festgelegt. Diese ergingen durch Beschlüsse der Bundesnetzagentur, zuletzt durch [18], [41], [42] und [43]. Grundlage dieser Verfahrensregulierungen sind freiwillige Selbstverpflichtungen, die von den Übertragungsnetzbetreibern verfasst und von der Bundesnetzagentur anerkannt werden. Im Rahmen der genannten Beschlüsse wurde für die zweite Regulierungsperiode von 2013 bis 2017 für jeden der vier Übertragungsnetzbetreiber je eine freiwillige Selbstverpflichtung anerkannt, der je drei Anhänge beiliegen. Diese Anhänge beschreiben die Vorgehensweisen zur Ermittlung von Kosten der Vorhaltung von Regelleistung, zum Ausgleich von Netzverlusten und für Redispatch-Maßnahmen.

Die in Anhang 2 der freiwilligen Selbstverpflichtungen beschriebene Vorgehensweise zur Ermittlung von Verlustenergiekosten beinhaltet eine volatile Mengenkomponekte. Da die zukünftigen Verlustenergiemengen nicht exakt vorhersehbar sind, werden die durch Mengenänderungen zustande kommenden Minder- oder Mehrkosten zeitverzögert zwei Jahre später und damit periodenfremd in den dann zu ermittelnden Netznutzungsentgelten berücksichtigt. Zudem birgt die in der freiwilligen Selbstverpflichtung beschriebene Vorgehensweise einen Anreiz zur besonders kosteneffizienten Beschaffung von Verlustenergie. Wird Verlustenergie zu einem mittleren Preis beschafft, der unterhalb des über eine Berechnungsvorschrift jährlich festgelegten Referenzpreises liegt, kann die resultierende Kosteneinsparung durch die Übertragungsnetzbetreiber einbehalten werden. Dementsprechend müssen die Mehrkosten bei einer Beschaffung zu einem mittleren Preis oberhalb des Referenzpreises ebenso durch die Übertragungsnetzbetreiber selbst getragen werden. Eine detaillierte Beschreibung der Kostenermittlung findet sich in Kapitel 2.4.

2.2 Energieverluste in elektrischen Netzen

2.2.1 Energietechnische und energiewirtschaftliche Einordnung

Leistungs- und Arbeitsverlustbegriff

Je nachdem ob die Verringerung der Wirkleistung über eine elektrische Transportstrecke oder der Verlust einer elektrischen Energiemenge betrachtet wird, kann zwischen Leistungs- und Arbeitsverlusten unterschieden werden.

Als **Leistungsverlust** P_V ist die Differenz der Wirkleistungen an zwei verschiedenen Orten auf einer Leitung $P_{V,1}$ und $P_{V,2}$ zu verstehen. Die auch als Verlustleistung bezeichnete Größe wird durch Gleichung (2.1) definiert. Eine Verlustleistung tritt z.B. bei der Übertragung einer elektrischen Energiemenge über einen ohmschen Widerstand auf und reduziert die elektrische Leistung über die Leitungsstrecke.

$$P_V = P_{V,1} - P_{V,2} \quad (2.1)$$

Prinzipiell entspricht der **Arbeitsverlust** W_V , der auch als Verlustarbeit oder Energieverlust bezeichnet wird, dem Integral der Verlustleistung $P_V(t)$ über die Zeit t . Dies gilt für kontinuierliche Betrachtungen. Für diskrete Betrachtungen wird die Summe der Produkte aus mittlerer Verlustleistung pro Zeiteinheit $P_{V,t}$ und der Dauer der Zeiteinheit gebildet Δt . Die in der aktuellen Praxis übliche Ermittlungs- und Abrechnungsperiode in Deutschland beträgt 15 min [44]. Die stetige wie auch die diskrete Ermittlung der Verlustarbeit sind in den Gleichungen (2.2) und (2.3) definiert.

$$W_V = \int_{t=0}^T P_V(t) dt \quad (2.2)$$

$$W_V = \sum_{t=0}^T P_{V,t} \cdot \Delta t \quad (2.3)$$

Zur Beurteilung von thermodynamischen Kraftwerksprozessen wird u.a. der Wirkungsgrad als Kenngröße herangezogen. Der Wirkungsgrad setzt die entnommene Nutzleistung der zugeführten Leistung ins Verhältnis. In Analogie dazu kann auch bei der leitungsgebundenen Übertragung von elektrischer Arbeit von einem Wirkungsgrad der Übertragung gesprochen werden. Allerdings besteht bei der Übertragung nicht das Ziel, eine Energieform in eine andere umzuwandeln, sondern die elektrische Energie über eine Transportstrecke hinweg zu übertragen. Daher ist der Begriff des **Übertragungsgrad** η ebenso angebracht wie der des Wirkungsgrads. Dieser ist wie folgt zu berechnen, siehe Gleichung (2.4).

$$\eta = \frac{P_{\text{Entnahme}}}{P_{\text{Einspeisung}}} = \frac{P_{\text{Entnahme}}}{(P_{\text{Entnahme}} + P_{\text{Verlust}})} \quad (2.4)$$

Mit P_{Entnahme} ist hierbei die am Ende einer Leitung abgegebene, mit $P_{\text{Einspeisung}}$ die am Anfang einer Leitung eingespeiste elektrische Leistung beschrieben. Mittels des Übertragungsgrades ist es möglich, einerseits die auftretenden Leitungs- und Transformatorverluste in Relation zur Transportaufgabe zu setzen und andererseits die Effizienz der leitungsgebundenen Elektrizitätsübertragung zu bewerten.

Des Weiteren können die Verluste beim Transport elektrischer Energie mit Verlusten in anderen Teilen des Prozesses zur Bereitstellung von elektrischer Energie verglichen werden. Sowohl bei der Umwandlung von chemischer oder von Kernenergie der Brennstoffe in Wärmeenergie in Brennkammer oder Reaktoren, der Umwandlung der Wärmeenergie in mechanische Energie in Turbinen als auch bei der Umwandlung mechanischer in elektrische Energie in Kraftwerksgeneratoren treten Verluste auf.

Die Übertragung der elektrischen Energie vom Netzanschlusspunkt des Kraftwerksgenerators bis zu Verbrauchern mittels Leitungen und Transformatoren verschiedener Spannungsebenen führt in Deutschland im Mittel zu Verlusten in Höhe von circa 4 %²⁵ gemessen an der Transportaufgabe und macht daher einen vergleichsweise geringen Teil der Gesamtverluste in der Energieumwandlungskette aus.

Einteilung der elektrischen Energieverluste

Die in elektrischen Netzen auftretenden Leistungs- und Energieverluste können sowohl nach dem Ort ihrer Entstehung als auch nach der physikalischen Art der Entstehung unterschieden werden. So treten in allen Netzbetriebsmitteln Verluste auf, zu denen neben Leitungen und Transformatoren auch Isolatoren, Messinstrumente, Zähler, Wandler, Relais, Lüfter, Pumpen und Kondensatoren sowie Drosselspulen für das Blindleistungsmanagement zählen. Die Verluste lassen sich folglich nach dem Ort ihres Auftretens unterteilen, so z.B. in die anteilig größten Gruppen der Leitungs- und Transformatorverluste. Oftmals werden elektrische Verluste auch anhand des Zusammenhangs mit der übertragenen Leistung in lastabhängige und lastunabhängige Verluste unterschieden. Die Grundlage dieser Unterscheidungen ist die physikalische Art der Entstehung. Eine Übersicht der Zuordnung von Verlustarten zu Verlustorten ist in Tabelle 2.3 dargestellt.

Darüber hinaus können nichttechnische Verluste auftreten, wie z.B. durch Stromdiebstahl und Datenverarbeitungsfehler etwa durch fehlerhafte Mess- oder Zählerleinrichtungen sowie falsche Ablesung und Datenerfassung. Diese Vorkommnisse werden aufgrund der fehlenden Möglichkeit, sie quantitativ zu erfassen und ihrer ange-

²⁵ Quotient der elektrischen Energieverluste in Deutschland des Jahres 2013 (26,2 TWh, [47]) und des entsprechenden Bruttoinlandsstromverbrauchs (599 TWh [48]).

nommenen Geringfügigkeit bezüglich ihres Anteils an den Gesamtverlusten in der vorliegenden Arbeit nicht näher betrachtet. Für die folgenden Analysen kann deren Existenz jedoch eine teilweise Erklärung für stochastische Schwankungen in den betrachteten Messzeitreihen sein.

Netz- komponente	Leitungen (Freileitungen und Kabel)	Transformatoren	Zähl- und Messinstru- mente, Steuerungs-, Fernleitungs-, Schutz- und Kühltechnik, Blindleistungs- kompensationsanlagen
Last- abhängigkeit			
Lastunabhängig	Koronaverluste (Abstrahlung an Freilei- tungsoberflächen)	Eisenverluste (Hysteres- und Wirbelstromverluste)	Betriebseigen- verbrauch
	Dielektrische Verluste in Kabeln	Betriebseigen- verbrauch (z.B. zur Kühlung)	
	Ableitverluste		
Lastabhängig	Stromwärmeverluste (ohmsche und Kupferverluste)		

Tabelle 2.3: Zuordnung von Verlustarten zu Verlustorten

Energieverluste in elektrischen Netzen in Deutschland

In den ersten Jahrzehnten, seitdem elektrische Energie über größere Entfernungen transportiert wurde, konnten die Netzverluste in der Bundesrepublik Deutschland schrittweise reduziert werden. Machten im Jahr 1946 die Netzverluste noch circa 19 % des Bruttostromverbrauchs aus waren es im Jahr 1966 bereits nur noch knapp 7 % [45]. Abbildung 2.2 gibt den zeitlichen Verlauf der Jahresenergieverluste als Anteil am Bruttoinlandsstromverbrauch wieder. Der jährliche Rückgang dieses Verlustanteils war nach 1966 weniger stark ausgeprägt. Der vorübergehende Anstieg des Netzverlustanteils in 2001 ist auf einen überproportionalen Anstieg der Netzverluste bei moderatem Anstieg des Bruttostromverbrauchs in diesem Jahr zurückzuführen.

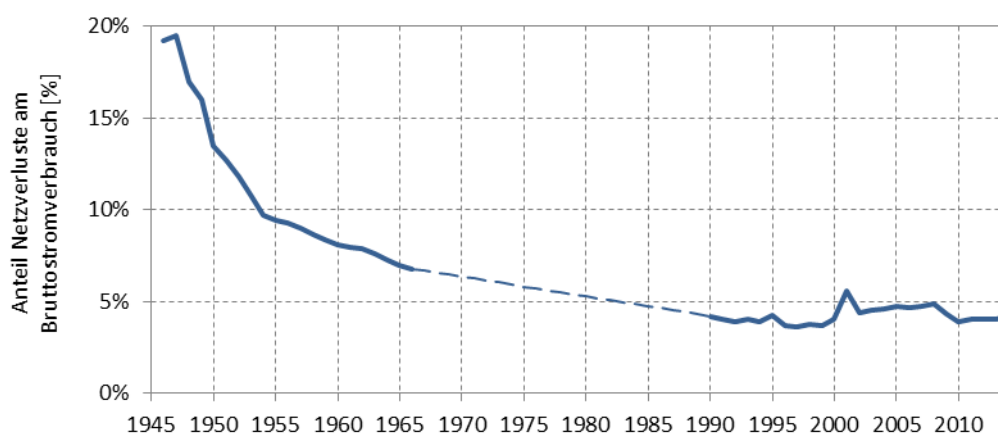


Abbildung 2.2: Relative Netzverluste im Zeitverlauf²⁶ [46], [45]

Die Energiebilanz für Deutschland für das Jahr 2013 ergibt für die Summe der Energieverluste in Stromnetzen rund 26,2 TWh [47]. Diese Summe berücksichtigt die Energieverluste in allen Spannungsebenen des elektrischen Netzes und stellt somit die jährliche Verlustarbeit in Deutschland in diesem Jahr dar. Bezogen auf den Bruttoinlandsstromverbrauch im selben Jahr von rund 599 TWh [48] stellen diese Verluste circa 4,1 % dar. In Tabelle 2.4 sind die elektrischen Energieverluste im Jahr 2013 nach Spannungsebenen aufgeschlüsselt dargestellt. Dabei sind den Leitungsverlusten der jeweils niedrigeren Spannungsebene die Umspannverluste zur jeweils oberliegenden Spannungsebene zugeordnet.

Spannungsebene	Nennspannung	Netzverluste in 2013 (Anteil an Gesamtverlusten)
Höchstspannungsebene	> 125 kV	5,0 TWh (19,1 %)
Hochspannungsebene	> 72,5 kV und ≤ 125 kV	4,6 TWh (17,5 %)
Mittelspannungsebene	> 1 kV und ≤ 72,5 kV	6,9 TWh (26,3 %)
Niederspannungsebene	≤ 1 kV	9,7 TWh (37,0 %)
Summe	Alle Spannungsebenen	26,2 TWh

Tabelle 2.4: Netzverluste nach Spannungsebenen in Deutschland in 2013²⁷

Der größte Anteil der Netzverluste tritt mit 37 % in der Niederspannungsebene auf, der zweitgrößte Anteil mit 26 % auf der Mittelspannungsebene. Anteile in ungefähr gleicher Höhe treten in der Hochspannungs- (17,5 %) und der Höchstspannungsebene (19,1 %) auf. Unter Berücksichtigung der Zugehörigkeit der Spannungsebenen zu ent-

²⁶ Für die Jahre 1967 bis 1989 wurden die Werte aufgrund fehlender Daten linear interpoliert.

²⁷ Quellen: [49], [50].

weder dem Übertragungs- oder dem Verteilungsnetz entfallen somit etwas mehr als 80 % der Verluste auf die Verteilnetzebene. Abbildung 2.3 gibt eine kumulative Verteilung hierzu an.

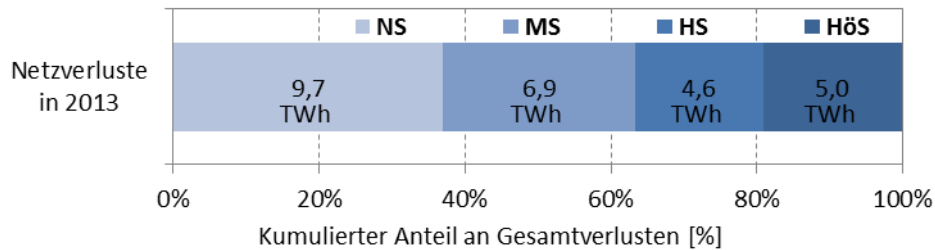


Abbildung 2.3: Verteilung der Netzverluste auf die Spannungsebenen in Deutschland in 2013 [49], [50]

Für Verteilnetze kann somit geschlossen werden, je höher die Spannungsebene, desto niedriger die Verluste. Auf den Hintergrund dieses Sachverhalts wird in Abschnitt 2.2.2 näher eingegangen. Die Höhe der jährlichen Energieverluste auf den Höchstspannungsebenen widerspricht dieser Aussage zunächst. Ein Grund hierfür sind die überregionalen Transportaufgaben, die vornehmlich das Übertragungsnetz leistet und die im Verteilnetz lediglich teilweise auf der Hochspannungsebene erbracht werden. Im Verteilnetz wird elektrische Energie hauptsächlich von der Übergabe aus dem Übertragungsnetz bis zu Verbraucher geleitet. Transite durch Netzgebiete auf Höchstspannungsebene führen jedoch zu höheren Lastflüssen, als dies für die ausschließliche Versorgung innerhalb des Netzgebiets notwendig wäre und damit auch zu einer Steigerung der Netzverluste. Überlagert und verändert wird diese Transport- und Verteilsituation zunehmend durch die Einspeisung dezentraler Anlagen wie z.B. Photovoltaikanlagen sowie Biogas- und Biomasseanlagen. Hier kommt es zeitweise zu einer Lastflussumkehr in die Richtung vom Verteilnetz hinzu des Übertragungsnetzes. Allerdings übernimmt auch hier das Übertragungsnetz wiederum die Aufgabe des überregionalen Ausgleichs von Erzeugung und Nachfrage.

2.2.2 Entstehung von Netzverlusten

Im Folgenden werden die technischen Verlustarten nach der physikalischen Art der Entstehung eingeteilt, theoretisch hergeleitet und deren Zusammenhänge mit Betriebsgrößen eines elektrischen Netzes jeweils anhand eines typischen Netzbetriebsmittels erläutert. Eine Aufteilung der in Elektrizitätsnetzen auftretenden Verluste ist einerseits anhand des physikalischen Entstehungsprozesses möglich und andererseits anhand des Orts ihres Auftretens. Des Weiteren können die Verluste in Höchstspannungsnetzen in lastabhängige und lastunabhängige Verluste als auch in Leitungs- und Transformator-

verluste eingeteilt werden [51]. Dementsprechend wird im Folgenden eine Charakterisierung vorgenommen.

Stromwärmeverluste in elektrischen Leitern

Wird ein ohmscher Widerstand von einem Strom durchflossen, wird ein Teil der Elektrizität in Wärme umgewandelt. Elektrische Leiter besitzen sinnhafterweise zwar einen vergleichsweise geringen aber dennoch endlich großen ohmschen Widerstand und zeigen daher auch das Verhalten eines ohmschen Verbrauchers. Die von der Leitung selbst aufgenommene und in einen Wärmestrom umgewandelte Leistung entspricht folglich der Verlustleistung. Die Verlustleistung P_V der hierbei entstehenden sogenannten Stromwärmeverluste lässt sich entsprechend Gleichung (2.5) beschreiben, die einen Zusammenhang zum Widerstandswert R selbst wie auch dem Quadrat der Stromstärke I herstellt, [52] und [53].

$$P_V = 3 R' l I^2 = 3 R I^2 \quad (2.5)$$

Die Verlustleistung erhöht sich folglich mit größerem ohmschem Widerstand, der sich aus dem Produkt von Widerstandsbelag R' und Leitungslänge l ergibt, wie auch quadratisch mit größerer Stromstärke. Wird angenommen, dass ein Drehstromsystem vorliegt, kann zusätzlich Gleichung (2.6) angewandt werden.

$$P = \sqrt{3} U I \cos \varphi \quad (2.6)$$

Somit ergibt sich eine Abhängigkeit der Verlustleistung zu den Quadraten der übertragenen Wirkleistung P , der Leiter-Leiter-Spannung U und dem Leistungsfaktor $\cos \varphi$. Letzterer entspricht dem Cosinus des Phasenwinkels und gibt das Verhältnis der übertragenen Wirk- zur übertragenen Scheinleistung an [10]. Gleichung (2.6) nach der Stromstärke umgestellt und in Gleichung (2.5) eingesetzt, ergibt die Formulierung in Gleichung (2.7). Diese beinhaltet die Abhängigkeit der Verlustleistung von der Spannung U und der übertragenen Wirkleistung.

$$P_V = \frac{R}{U^2 \cos^2 \varphi} P^2 \quad (2.7)$$

Die Verlustleistung erhöht sich folglich quadratisch mit größerer Wirkleistungsübertragung und verringert sich quadratisch mit größerer Spannung wie auch mit größerem Leistungsfaktor. Hieraus ergibt sich für ein Elektrizitätssystem die Motivation, Netze bei möglichst großen Spannungen und mit möglichst geringem Blindleistungsanteil zu betreiben. Wird ferner der Zusammenhang zwischen Leistungsfaktor, Scheinleistung S und Wirkleistung – Gleichung (2.8) – wie auch der Zusammenhang zwischen Schein-, Wirk-

und Blindleistung Q – Gleichung (2.9) – berücksichtigt, kann die Verlustleistung in Abhängigkeit dieser in einer weiteren Form dargestellt werden – Gleichung (2.10) [10].

$$\cos \varphi = \frac{P}{S} \quad (2.8)$$

$$S^2 = P^2 + Q^2 \quad (2.9)$$

$$P_V = \frac{R}{U^2} S^2 = \frac{R}{U^2} (P^2 + Q^2) \quad (2.10)$$

Folglich wird auch durch eine über einen Leiter transportierte Blindleistung ein Wirkleistungsverlust verursacht. Bei der Blindleistung können zusätzlich zwei Bestandteile unterschieden werden. Zum einen wird insbesondere in Übertragungsnetzen Blindleistung durch Synchrongeneratoren und Blindleistungskompensationsanlagen bereitgestellt und über Leitungen an Verbraucher bzw. Verteilnetzbetreiber geliefert. Zum anderen sind auch mit Wechsel- und Drehstrom betriebene Leitungen Blindleistungsverbraucher oder -erzeuger. Dies zeigt sich auch im Leerlauf einer Leitung: wenn eine Leitung unter Spannung gesetzt wird ohne, dass über sie Wirkleistung übertragen wird, entsteht ein Blindstrom, der wiederum zu Stromwärmeverlusten führt. Bei Leitungen kann zwischen einem kapazitiven Anteil Q_{kap} und einem induktiven Anteil Q_{ind} unterschieden werden. Für den induktiven Anteil ist das Verhalten einer Spule charakteristisch und es besteht ein Zusammenhang mit dem induktivem Blindwiderstand X_L ²⁸ und damit der Induktivität L der Leitung sowie dem Quadrat der Stromstärke, siehe Gleichung (2.11) [54], [55].

$$Q_{ind} = 3 I^2 X_L \quad (2.11)$$

Der kapazitive Blindleistungsanteil ist unabhängig von der Stromstärke, jedoch reziprok abhängig vom kapazitiven Blindwiderstand X_C ²⁹ und damit der Kapazität einer Leitung C sowie vom Quadrat der Spannung, siehe Gleichung (2.12) [54], [55].

$$Q_{kap} = -U^2 \frac{1}{X_C} \quad (2.12)$$

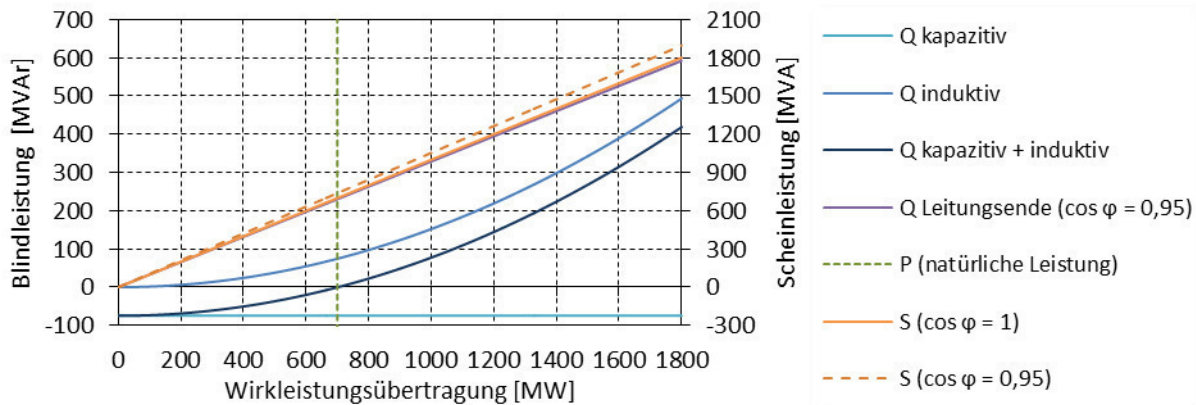
Der gesamte Blindleistungsbedarf einer elektrischen Leitung $Q_{Leitung}$ ergibt sich aus der Summe von induktivem und kapazitivem Blindleistungsanteil – Gleichung (2.13).

$$Q_{Leitung} = Q_{ind} + Q_{kap} = 3 I^2 X_L - U^2 \frac{1}{X_C} \quad (2.13)$$

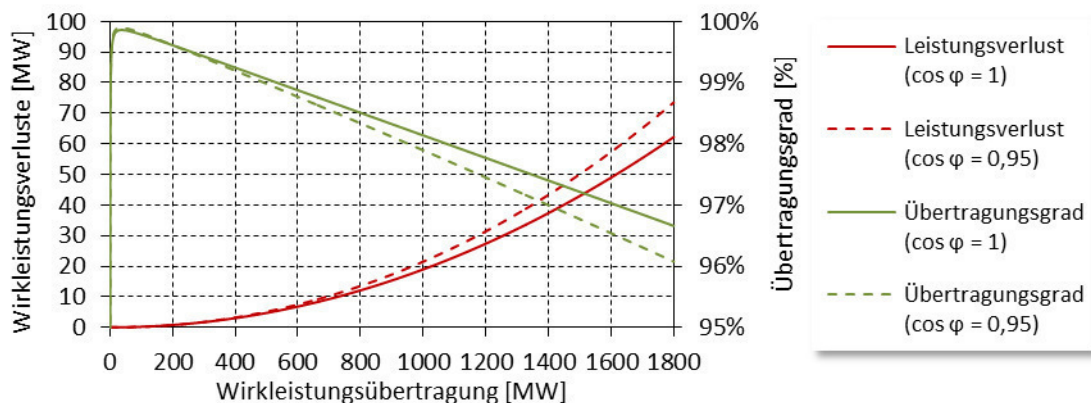
²⁸ Induktanz; induktiver Teil der Reaktanz; bestimmt durch $X_L = 2\pi fL$.

²⁹ Kapazitätanz; kapazitiver Teil der Reaktanz; bestimmt durch $X_C = -1/(2\pi fC)$.

Abbildung 2.4 (a) veranschaulicht dieses Blindleistungsverhalten einer Freileitung und stellt den Zusammenhang mit der natürlichen Leistung her. Abbildung 2.4 (b) zeigt die entsprechenden Wirkverluste und den Übertragungsgrad in Abhängigkeit der übertragenen Wirkleistung am Ende der Leitung auf.



(a) Blindleistungsbedarf einer Leitung und Scheinleistung



(b) Wirkverluste und Übertragungsgrad

Abbildung 2.4: Blindleistungsbedarf, Wirkverluste, Übertragungsgrad³⁰, [54], [55]

Wie aus Gleichung (2.13) folgt, bestimmt die Differenz induktiver Blindleistungserzeugung und kapazitiver Blindleistungsaufnahme einer Leitung deren gesamten Blindleistungsbedarf. Die Situation, in der sich beide Anteile gegenseitig ausgleichen tritt im sogenannten natürlichen Betrieb auf. Dieser ist durch die Übertragung einer Wirkleistung gekennzeichnet, die der natürlichen Leistung³¹ entspricht. Folglich bestimmt also das Verhältnis von übertragener Scheinleistung und natürlicher Leistung den Blindleis-

³⁰ Leitungsparameter: $R' = 0,0311 \Omega/\text{km}$; $L' = 0,795 \text{ mH}/\text{km}$; $C' = 14,5 \text{ nF}/\text{km}$; $l = 100 \text{ km}$; $U_E = 405 \text{ kV}$.

³¹ Die natürliche Leistung wird am Ende einer Leitung gemessen. Die natürliche Leistung ergibt sich aus dem Quotienten aus Spannungsquadrat und Wellenwiderstand der Leitung und ist somit auch von der Spannung abhängig. Der Wellenwiderstand ist hierbei proportional zum Quotienten aus Längs- und Querimpedanzen einer Leitung und damit durch Leiter- und Isolator-Eigenschaften gekennzeichnet.

tungsbedarf einer Freileitung, wobei die natürliche Leistung durch nahezu konstante Leitereigenschaften beeinflusst ist. Die natürliche Leistung wird daher auch als eine Referenzgröße in der leitungsgebundenen Elektrizitätsübertragung verwendet [10].

Ist die übertragene Scheinleistung kleiner als die natürliche Leistung, tritt die Leitung als kapazitiver Blindleistungserzeuger auf. Ist die übertragene Scheinleistung größer als die natürliche Leistung, überwiegt das induktive Verhalten der Leitung und sie tritt als induktiver Blindleistungsverbraucher auf. In beiden Fällen fließt ein Blindstrom. Beträgt die übertragene Scheinleistung genau die natürliche Leistung, so gleichen sich kapazitives und induktives Verhalten gegenseitig aus. Die Leitung benötigt keinen Blindleistungsausgleich, der Blindstrom ist gleich null und verursacht demnach auch keine Wirkverluste [52]. Folglich besteht hinsichtlich des Blindleistungsverhaltens der Elektrizitätsübertragung das Bestreben, die Wirkleistungsübertragung nahe der natürlichen Leistung zu betreiben. In der Realität ist dies aber aufgrund von zeitlich veränderlichen durch Stromhandel und Verbraucherverhalten bestimmten Einspeise- und Entnahmesituationen nicht möglich. Daher wird die natürliche Leistung so weit möglich an die Wirkleistungsübertragung angepasst. Dies geschieht v.a. über Blindleistungskompensationsanlagen. Für die Bereitstellung induktiver Blindleistung zum Ausgleich einer sich kapazitiv verhaltenen Leitung stehen z.B. Drosselspulen zur Verfügung. Für den Ausgleich einer sich induktiv verhaltenen Leitung und somit zur Bereitstellung von kapazitiver Blindleistung kommen in Reihe oder parallel geschaltete Kondensatoren zum Einsatz [52].

Entsprechend der Gleichungen (2.5) bis (2.10) ergeben sich Wirkverluste, die mit steigender Wirkleistungsübertragung quadratisch ansteigen. Die zusätzliche Abnahme einer induktiven Blindleistung am Ende der simulierten Leitung erhöht die Wirkverluste entsprechend Gleichung (2.10). Es wird ersichtlich, dass die übertragene Scheinleistung und nicht nur die Wirkleistungsübertragung maßgeblich für die entstehenden Netzverluste ist. Dies führt im Extremfall bei Übertragung nahe der thermischen Belastungsgrenze dieser Leitung zu einem Anstieg der Wirkverluste um circa 18 % und schlägt sich in einer Verschlechterung des Übertragungsgrades von circa 0,6 %-Punkten nieder.

Ableitverluste an Isolatoren

Isolatoren dienen der Trennung zwischen elektrischem Leiter und Umgebung. Sie werden so ausgelegt, dass sie einen möglichst großen ohmschen Widerstand besitzen und dadurch den Leistungsabfluss über die Masten und das Erdseil von Freileitungen verhindern. Durch Ablagerungen auf Isolator-Oberflächen kann es allerdings zu kleinen Kriechströmen kommen, die Ableitverluste (auch Leckverluste genannt) zur Folge haben. Diese Ablagerungen können als Staubpartikel, Salz- oder Wasserablagerungen auftreten und so auf einem Kriechweg einen Stromfluss ermöglichen [51].

Die Höhe der Ableitverluste ist stark witterungs- und ortsabhängig. So sind die Luftfeuchtigkeit, Lufttemperatur und die Niederschlagsituation ebenso ausschlaggebend wie die Nähe zu Staub emittierenden Industrieanlagen sowie die Nähe zur Küste mit steigendem Salzgehalt der Luft. Im Vergleich zu Stromwärmeverlusten machen die Ableitverluste einen sehr kleinen Teil der Gesamtverluste aus. Es wird anhand von Messungen an Hochspannungsversuchsanlagen³² geschätzt, dass auf einem Kilometer Leitungslänge Ableitverluste in einer Bandbreite zwischen ca. 100 W und wenigen kW auftreten [51] [56] [57].

Koronaverluste an Materialoberflächen

Überschreitet die Stärke des elektrischen Feldes von Freileitungen die elektrische Festigkeit der Luft als isolierendes Medium, kommt es zu Teilentladungen und damit zu Koronaverlusten. Diese bilden sich in Form eines leuchtenden Kranzes um den elektrischen Leiter aus, mit dem auch eine Geräuschentwicklung verbunden ist.

Die Höhe der Leistung der Koronaverluste ist abhängig von der durch den Feuchtegehalt beeinflussten Leitfähigkeit der Luft als Isolator, der Rauigkeit der Oberfläche des elektrischen Leiters und den Witterungsverhältnissen. Nimmt die Luftfeuchtigkeit zu, steigt auch die Leitfähigkeit der Luft. In der Folge treten Teilentladungen aus dem Leiter auch bei kleineren elektrischen Feldstärken auf – die Grenzfeldstärke sinkt. Elektrische Leiterseile werden aufgrund der größeren Zugfestigkeit nicht aus einem, sondern mehreren verdrehten Leiterdrähten hergestellt. Zudem entstehen durch das Auftreten von Raureif, Niederschlägen auf die Freileitung sowie Ablagerungen von Staub- und Schmutzpartikeln Unebenheiten der Leiteroberfläche. Hierdurch und durch die nicht perfekt glatte Oberfläche von metallischen Leitern kommt es zu erhöhten elektrischen Feldstärken an bestimmten Punkten der Leiteroberfläche. Da die elektrische Feldstärke proportional zur Spannung ist, treten Koronaverluste v.a. bei Höchstspannungsleitungen auf. Daneben besteht umgekehrte Proportionalität zum Radius des Leiterseils. Um Koronaverluste zu verringern, kann folglich ein größerer Leiterquerschnitt dienen. Da aus statischer und wirtschaftlicher Sicht ein ausreichend großer Querschnitt eines einzigen Leiterseils nicht sinnvoll wäre, werden Freileitungen der Hoch- und Höchstspannungsebenen als Bündelleiter ausgeführt, bei dem der leitende Querschnitt auf zwei oder mehr Seile verteilt ist. So ist es möglich, den resultierenden effektiven Leiterradius deutlich zu vergrößern und gleichzeitig nur so viel Leitermaterial zu verwenden, dass sowohl die Statik als auch die Wirtschaftlichkeit erhalten bleiben.

³² Es handelt sich um vergleichsweise alte Messergebnisse, die in und vor 1959 ermittelt wurden. Da die Oberflächenarchitektur von Isolatoren nicht maßgeblich geändert wurde und die Kriechstrecke entscheidend ist, können diese Messergebnisse in ihrer Größenordnung weiterhin als realistisch betrachtet werden.

Ebenso wie die Ableitverluste machen auch die Koronaverluste nur einen kleinen Anteil an den Gesamtverlusten aus. Versuchsmessungen an Hochspannungsversuchsanlagen³³ zeigen witterungsabhängige Koronaverlustleistungen von unter 100 W/km Leitungslänge bis zu mehreren kW/km. Somit machen Koronaverluste 1 bis 2,2 %³⁴ der Leitungsverluste bei trockenem Wetter und bis zu ca. 12 % bei Nebel sowie höhere Anteile bei Niederschlägen aus [56], [57].

Betriebseigenverbrauch

Nebst den physikalisch bedingten Netzverlusten sind der Vollständigkeit halber auch technisch bedingter Stromverbrauch einzubeziehen. Diese ergeben sich beispielsweise durch den Verbrauch in Umspannwerken, Schaltanlagen, Kompensations- und Regeleinrichtungen z.B. der technischen Einrichtungen zur (Fern-) Steuerung der Betriebsmittel oder in Strom- und Spannungswandlern oder Zählern und anderen Messeinrichtungen. Der Stromverbrauch von Bürogebäuden – z.B. Beleuchtung und EDV – zählt hierbei nicht zum Betriebseigenverbrauch. Die Summe der Einzelverbräuche aller Anlagen, die für den versorgungssicheren Betrieb, nicht jedoch für den eigentlichen Transport der elektrischen Energie notwendig sind, können als Betriebseigenverbrauch zusammengefasst werden. Auch sie machen im Vergleich zu den Stromwärmeverlusten einen kleinen Teil der Gesamtverluste aus [51]. Über die Höhe der Leistung des Betriebseigenverbrauchs liegen keine öffentlich zugänglichen Informationen vor.

Lastunabhängige Verluste in Transformatoren

Wie oben erläutert, verhalten sich auch die leitenden Spulen von Transformatoren als ohmsche Verbraucher und verursachen dadurch lastabhängige Stromwärmeverluste entsprechend Gleichung (2.5). Diese Verlustart wird bei Transformatoren auch als Kupferverluste bezeichnet, da sie in den Kupferwicklungen der ober- und unterspannungsseitigen Spulen entstehen. Diese Art der elektrischen Energieverluste kommt durch die gleichen Mechanismen wie bereits oben beschrieben zustande.

Lastunabhängige Verluste dagegen, sogenannte Eisenverluste, treten in Transformatoren in Form von Hysterese- und Wirbelstromverlusten auf. Das Funktionsprinzip eines Transformators basiert auf der Induktion eines magnetischen Flusses im Eisenkern durch die spannungsgebende Spule. Zur Magnetisierung des Eisenkerns ist eine innere Reibung zu überwinden, die als Ausrichtung mikroskopisch kleiner Elementarmagnete anschaulich dargestellt werden kann. Bei jedem Zyklus der Neuausrichtung des

³³ Auch hierzu liegen nur vergleichsweise alte Messergebnisse vor, die in oder vor 1966 ermittelt wurden. Aufgrund von ähnlichen Leiteroberflächenbeschaffenheiten und der auch damals schon verwendeten Höchstspannung können diese Werte in ihrer Größenordnung als realistisch betrachtet werden.

³⁴ Diese Angaben beziehen sich auf eine 400 kV-Freileitung in 4er-Bündel Ausführung bei Belastung mit natürlicher Leistung.

Magnetfelds zuerst in die eine und dann in die entgegengesetzte Richtung wird eine für das jeweilige Eisenkernmaterial charakteristische Energiemenge in Wärme umgewandelt. Die so entstehenden Hystereseverluste (auch Ummagnetisierungsverluste genannt) treten folglich als lastunabhängige Stromwärmeverluste auf. Sie sind ungefähr proportional zum Spannungsquadrat und der Frequenz. Eine Möglichkeit zur Verringerung der Hystereseverluste ist die Verwendung weichmagnetischer statt hartmagnetischer ferromagnetischer Materialien. Diese benötigen ein weniger starkes Feld zur Ausrichtung der Elementarmagnete und damit auch eine geringere Energiemenge zum Aufbau des Magnetfelds [6], [10].

Durch das im Eisenkern entstehende veränderliche Magnetfeld wird im Eisenkern selbst ein Strom induziert, ein sogenanntes Wirbelstromfeld, welches wiederum ohmsche also Stromwärmeverluste verursacht. Wirbelstromverluste sind proportional zu den Quadraten der Spannung und der Frequenz. Eine Maßnahme zur Verringerung der Wirbelstromverluste ist der Verkleinerung des Leiterquerschnitts durch einen geblechten Aufbau des ferromagnetischen Eisenkerns aus möglichst dünnen, geschichtet angeordneten und gegeneinander isolierten Blechen. Dadurch werden Wirbelströme lokal begrenzt. Die Verwendung von siliziumdotierten Trafoblechen resultiert in einer Widerstandserhöhung und führt damit zu einer Reduktion des induzierten Wirbelstroms [6], [10].

Der magnetische Fluss des induzierten Magnetfelds beschränkt sich nicht ausschließlich auf das Material des Eisenkerns. Ein Teil des Flusses findet auch außerhalb des ferromagnetischen Materials statt und ist damit unwirksam für die induktive Übertragung der elektrischen Energie durch den Transformator. Sogenannte Streuverluste sind die Folge. Zur Verringerung dieser kann die Anordnung der Spulen optimiert werden, wobei eine übereinander liegende Anordnung die geringsten Streuverluste verursacht [6].

Zusammensetzung der Netzverluste einer Freileitung

Die Gesamtverluste eines technischen Betriebsmittels können sich folglich aus mehreren Verlustarten zusammensetzen. Da die Verluste in Leitungen den größten Teil der Betriebsmittel eines elektrischen Höchstspannungsnetzes ausmachen, ist in Abbildung 2.5 die Zusammensetzung der Verluste einer 4er-Bündel 380 kV-Freileitung mit angenommenen Betriebs- und Belastungsannahmen, siehe Tabelle 2.5, dargestellt.

Diese Beispielrechnung zeigt den hohen Anteil der Stromwärmeverluste, der bei trockenem Wetter nahezu 100 % und bei Niederschlag mehr als 95 % der Energieverluste der betrachteten Leitung ausmacht. Die theoretische Betrachtung von Prognosemodellen in Kapitel 3 basiert daher auf der Annahme, dass die Betrachtungen von Stromwärmeverlusten und Einflüsse auf diese ausreichend sind. Insofern werden ande-

re Verlustarten und deren Einflüsse vernachlässigt und als zufälliges Rauschen um Istwerte interpretiert.

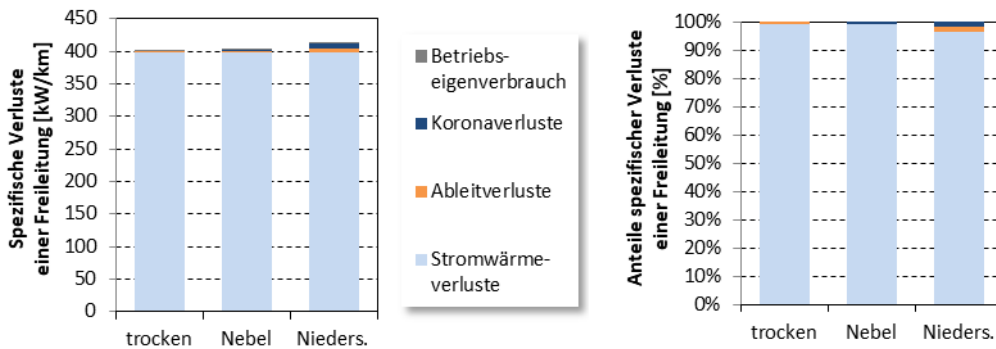


Abbildung 2.5: Verluste einer Freileitung nach Verlustarten, beispielhaft³⁵

2.2.3 Technische und weitere Einflussgrößen

Die Höhe der Netzverluste ist abhängig von mehreren direkten und indirekten äußeren Einflüssen. Wie im vorhergehenden Abschnitt dargelegt, treten in elektrischen Betriebsmitteln Stromwärmeverluste auf. Diese machen den größten Anteil der Gesamtverluste aus. Die Erläuterungen und Gleichungen dienen der Beschreibung des Zusammenhangs der Stromwärmeverluste mit der Stromstärke, der Wirkleistung, der Spannung, der Blindleistung und des ohmschen Widerstands.

Für die Analyse realer Verlustganglinien eines ausgewählten Übertragungsnetzgebiets ist die Kenntnis der Zusammensetzung der Netzverluste in Abhängigkeit des Netzbetriebs wichtig. Die Übertragung elektrischer Energie ist auch durch die regional verteilte Erzeugungs- und Verbrauchssituation bedingt. In Drehstromnetzen sind zudem die Einflüsse der Blindleistungs-Spannungsregelung zu berücksichtigen. Elektrische Verbraucher benötigen für ihren Betrieb induktive oder kapazitive Blindleistung. Generatoren stellen diese Blindleistung bereit. Dies muss jedoch lokal geschehen, da sich die Spannung abhängig von der Transportstrecke der Elektrizitätsübertragung einstellt und an jedem Ort innerhalb bestimmter Grenzen gehalten werden muss. Auch elektrische Leitungen verhalten sich entweder als kapazitive oder induktive Blindleistungsverbraucher (siehe Abbildung 2.4). Daher ist der Einsatz von Kondensatoren und Drosselspulen zur Blindleistungskompensation für die Spannungshaltung situativ notwendig. Die Umgebungstemperatur, die Windverhältnisse und die Luftfeuchtigkeit haben zudem einen Einfluss auf die Materialeigenschaften der Netzbetriebsmittel sowie die Eigenschaften von Isolatoren. Mit letzteren sind sowohl sichtbare Isolatoren gemeint, die z.B. die gal-

³⁵ Leitungsparameter: $R' = 0,0311 \Omega/\text{km}$; $L' = 0,795 \text{ mH}/\text{km}$; $C' = 14,5 \text{ nF}/\text{km}$; $l = 100 \text{ km}$; $U_E = 405 \text{ kV}$. Eigenverbrauchswerte geschätzt.

vanische Trennung zwischen Freileitungen und Masten bewirken und im Boden verlegte Kabel von ihrer Umgebung trennen, als auch die Luft als Isolator zwischen den Leitern von Freileitungen. Die sich aus diesen genannten Aspekten ergebende Überlagerung verschiedener Einflüsse auf die Entstehung von Netzverlusten ist in Abbildung 2.6 schematisch dargestellt.

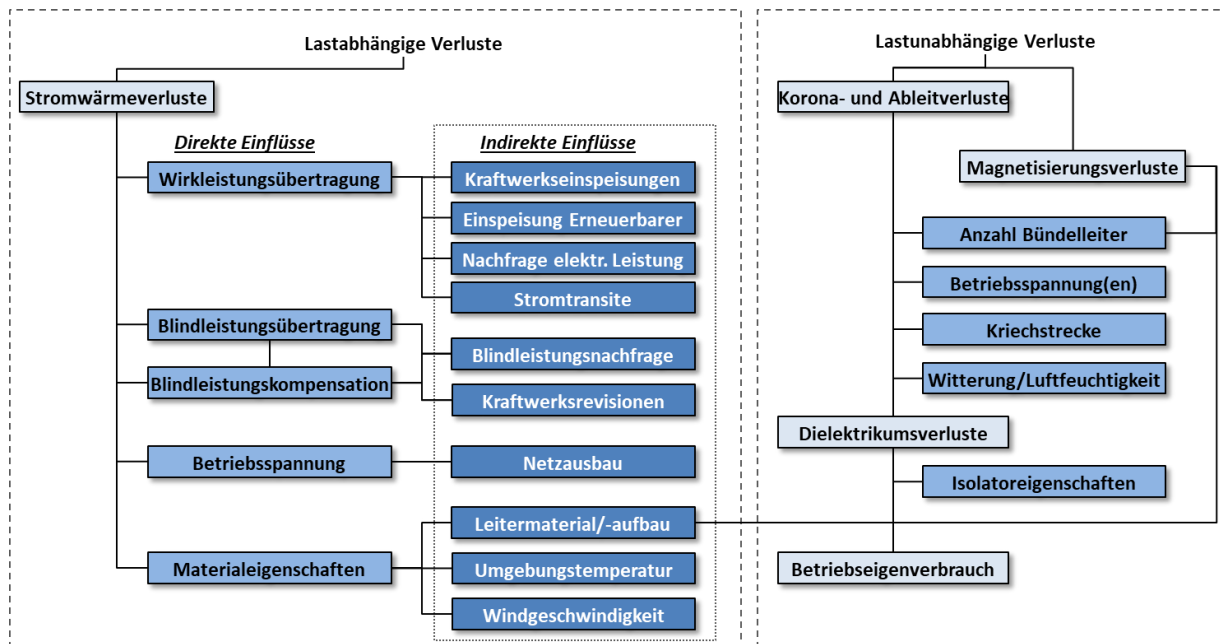


Abbildung 2.6: Einflüsse auf die Entstehung von Netzverlusten

Die zahlreichen Einflüsse auf die Netzverluste lassen sich grob anhand ihrer Wirkung auf lastabhängige und lastunabhängige Verluste – siehe Kapitel 2.2.1 und 2.2.2 – einteilen. Die Einflüsse auf lastabhängige Verluste werden zudem in direkte unmittelbare und indirekte unterteilt. Die größte Anzahl an Einflüssen wirkt dabei auf die Stromwärmeverluste, die den größten Teil der Gesamtverluste eines Netzes ausmachen. Insofern ist die Kenntnis der Sensitivität der Verluste in Bezug auf Änderungen der einzelnen äußeren Einflüsse wichtig. Im Folgenden werden daher die Verluste von Freileitungen in theoretischer Hinsicht näher untersucht, da diese den größten Anteil an den Gesamtverlusten haben – siehe Ausführungen in Kapitel 4.1. Dabei werden zunächst die direkten Einflüsse auf die Stromwärmeverluste der Freileitungen fokussiert. Zur Untersuchung der indirekten Einflüsse sei auf Kapitel 4.2.4 verwiesen.

Sensitivität der Netzverluste gegenüber Betriebsparametern

Auf Basis der Betrachtung einer typischen Freileitung mit in der Realität häufig vorkommenden Materialeigenschaften³⁶ wird untersucht, wie stark sich eine Änderung der Betriebsparameter in betrieblich vertretbaren Maßen auf die elektrischen Energieverluste auswirkt. Die hierfür angestellten Simulationsrechnungen basieren auf den Parametern in Tabelle 2.5 und ihrer Variation und orientieren sich an Ausführungen in [52], [8], [58] und [59].

Leitungs- und Betriebsgrößen	Referenzannahmen bei natürlichem Betrieb	Variationen
Leitungslänge l	100 km	1 bis 200 km
Widerstandsbelag R'	0,116 Ω/km	0,105 bis 0,147 Ω/km
Induktivitätsbelag L'	0,795 mH/km	-
Ableitungsbelag G'	0,02 $\mu\text{S}/\text{km}$	-
Kapazitätsbelag C'	14,5 nF/km	-
Wirkleistungsentnahme $P(\text{Ende})$	666 MW	0 bis 1736 MW ($I = 4 \times 645 \text{ A}$)
Blindleistungsentnahme $Q(\text{Ende})$	339 MVar ($\cos(\varphi) = 0,9$)	0 bis 888 MVar ($\cos(\varphi) = 1 \text{ bis } 0,6$)
Spannung am Leitungsende $U(\text{Ende})$	395 kV	380 bis 420 kV

Tabelle 2.5: Annahmen der Verlust-Variationsrechnung für eine Freileitung

Die Variation der Leitungslänge ist dabei auf die Existenz unterschiedlich langer Leitungen in der Realität zurückzuführen. Die Spannbreite des ohmschen Widerstandsbelags ergibt sich aus unterschiedlichen Annahmen zur Leitertemperatur (+ 20 °C als Basis, - 10 und + 80 °C als Variation). Die Beläge der Induktivität, der Ableitung und der Kapazität werden in den Simulationen nicht variiert. Dies führt zwar zu einer Unschärfe der Simulationsergebnisse, welche aber aufgrund der niedrigen Anteile (siehe Abbildung 2.5) an den elektrischen Energieverlusten vernachlässigbar ist.

Die Simulation wird mit den genannten Referenzannahmen auf Basis der Berechnung des komplexen Lastflusses auf der hypothetischen Freileitung vorgenommen. Ausgehend von den Annahmen werden zunächst alle relevanten Größen am Ende der Leitung berechnet. Anschließend erfolgt die Rückrechnung der Größen am Anfang der Leitung. Die Verluste ergeben sich schließlich aus der Differenz der am Anfang der Leitung eingespeisten und der am Ende der Leitung entnommenen Leistung. Die Simulationsergebnisse für die Extremfälle (Minima und Maxima) sind in Abbildung 2.7 als Veränderungen gegenüber den Verlusten des Referenzfalls dargestellt.

³⁶ Leiterseil: 4xAl/St 240/40 bei Normbedingungen (20 °C, 0,6 m/s Windgeschwindigkeit, 900 W/m² Sonneneinstrahlung).

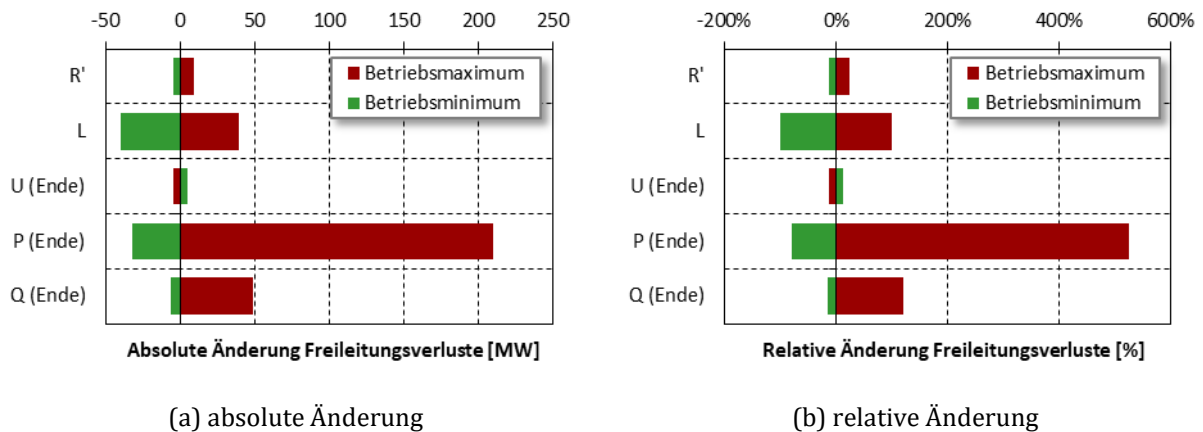


Abbildung 2.7: Änderung der Verluste ggü. Referenzfall bei Variation der Betriebsparameter

Ausgehend vom Referenzfall, in dem ca. 40 MW Verlustleistung auftreten, sind die Energieverluste einer Freileitung insbesondere sensitiv gegenüber der übertragenen Wirkleistung. Aufgrund des quadratischen Zusammenhangs zwischen Wirkleistung und Verlustleistung (siehe Gleichung (2.10)) fällt die Auswirkung in positive Richtung in Form einer Erhöhung der Wirkleistungsübertragung) deutlich größer aus als in negative Richtung als Verringerung der Wirkleistungsübertragung. Daneben sind ebenso die Übertragungsstrecke und damit die Leitungslänge ein wesentlicher Parameter. Aufgrund des linearen Zusammenhangs zwischen Leitungslänge und Verlustleistung (siehe Gleichung (2.5)) fällt die Änderung in beide Richtungen gleich groß aus. Die Blindleistungsvariation verursacht Verluständerungen in unterschiedlicher Höhe bei Anstieg und Absenkung. Zwar ist wie zur Wirkleistung ein quadratischer Zusammenhang gegeben. Jedoch ist ein $\cos \varphi$ kleiner 0,6 (als simulierter Extremfall der Blindleistungsentnahme) eher untypisch für den Betrieb einer Höchstspannungsleitung³⁷. Die Variationsbreite des Widerstandsbelags ist begrenzt durch die maximale Leitertemperatur und verursacht daher vergleichsweise kleine Verluständerungen. Am geringsten ist der Einfluss der betrieblichen Spannungsänderung einer 380 kV Freileitung. Dies ist hauptsächlich auf die engen Grenzen des zulässigen Spannungsbands zurückzuführen, wodurch trotz der reziproken Wirkung des Spannungsquadrats auf die Verlustleistung nur kleine Änderungen der Verluste ermittelt werden.

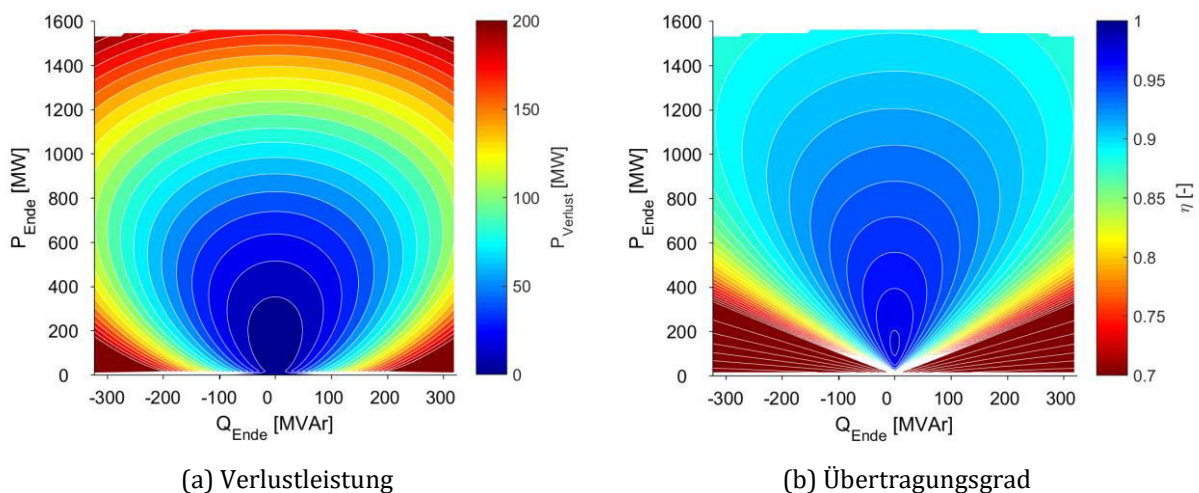
Variation der Wirk- und Blindleistungsentnahme

Aufgrund der vergleichsweise starken Auswirkung von Wirk- und Blindleistungsänderungen auf die Verlustleistung werden diese Sensitivitäten näher betrachtet. Anhand

³⁷ Gemäß der Auswertung von Realdaten aus Snapshots treten in über 90 % der Fälle Leistungsfaktoren größer 0,6, in über 80 % der Fälle größer 0,8 und in über 70 % der Fälle größer 0,9 auf.

einer ideal gedachten Leitung und einer angenommenen hypothetischen Transportaufgabe werden in diesem Abschnitt die Zusammenhänge zwischen Netzverlusten und ihren physikalischen Einflussgrößen mit Hilfe der oben erläuterten Variationsrechnung simuliert. Es wird von einer einseitig gespeisten Drehstromleitung, also einem dreiphasigen Betrieb und einer einseitig gespeisten Leitung ausgegangen. Die am Ende der Leitung entnommene elektrische Wirk- und Blindleistung wird ausgehend vom Fall der Anpassung³⁸ (Leistungsübertragung in Höhe der natürlichen Leistung) variiert und das Betriebsverhalten sowie die Verlustleistung jeweils berechnet. Die Berechnung orientiert sich an Ausführungen in [52]. Auf Basis dieser Variationsrechnung der Belastung einer Freileitung lässt sich die Stärke des Einflusses der Wirk- und Blindleistung auf die Verlustleistung ermitteln.

Die Hauptaufgabe von Freileitungen ist der Transport elektrischer Energie über bestimmte Streckenlängen. Daher wird bei den Rechnungen zunächst der Wirkleistungstransport variiert: die entnommene Leistung am Ende der Leitung wird von 0 MW in Schritten von einem MW bis zur maximal zulässigen Dauerleistung³⁹ verändert. Für jeden Wert der angenommenen Wirkleistungsentnahme wird auch die angenommene Blindleistungsentnahme proportional variiert. Alle anderen Leitungs- und Betriebsparameter werden dabei jeweils konstant auf den in Tabelle 2.5 genannten Referenzannahmen gehalten. In der Simulation wurde stets von einer Spannung am Leitungsende von 395 kV ausgegangen. Die Ergebnisse der Variationsrechnung sind in Abbildung 2.8 sowohl für die abhängige Verlustleistung als auch den sich aus Verlustleistung und übertragener Wirkleistung ergebenden Übertragungsgrad (siehe Gleichung (2.4)) dargestellt.



³⁸ Anpassungsfall: Übertragung der natürlichen Leistung; vgl. auch natürlicher Betrieb: Die Wirkleistungsübertragung wird der natürlichen Leistung der Freileitung gleichgesetzt. Diese errechnet sich aus dem Quotienten des Spannungsquadrats und des Wellenwiderstands der Leitung.

³⁹ Entsprechend der Dauerstrombelastbarkeit von circa 4,3 kA.

Abbildung 2.8: Verluste einer Freileitung abhängig von Wirk- und Blindleistung

Die Verlustleistung nimmt aufgrund des quadratischen Zusammenhangs sowohl mit der Wirkleistungsübertragung als auch mit der Blindleistungsübertragung zu. Bei letzterer ist die Verlustreaktion unabhängig davon, ob induktive oder kapazitive Blindleistung übertragen wird. Mit größer werdender Wirkleistung verstärkt sich die Auswirkung der Blindleistungsübertragung auf die Verlustleistung.

Der Übertragungsgrad der betrachteten Freileitung ergibt sich aus dem Vergleich der übertragenen zur am Leitungsanfang eingespeisten elektrischen Leistung. Die höchste Effizienz erreicht der Energietransport bei einer kleinen Wirkleistungsübertragung von circa 150 MW. Die Übertragung von Blindleistung an den Verbraucher am Ende der Leitung verringert den Übertragungsgrad. Dieser Effekt wird jedoch kleiner mit größer werdender Wirkleistungsübertragung. Bei kleiner werdender Wirkleistungsübertragung verringert sich der Übertragungsgrad deutlich. Dieser Effekt wird durch den kapazitiven Blindstrom verstärkt, der die Freileitung im unternatürlichen Betrieb – im simulierten Fall also bei einer Wirkleistungsübertragung kleiner als 666 MW – zu einem kapazitiven Blindverbraucher macht, siehe Kapitel 2.2.2. Es fließt ein kapazitiver Ladestrom, der nicht zur Wirkleistungsübertragung beiträgt und der auf die Kondensatoreigenschaften einer Freileitung zurückzuführen ist. Darüber hinaus kann der Ferranti-Effekt⁴⁰ zu einer nicht tolerierbaren Spannungsüberhöhung führen. In der Regel ist es sinnvoll eine kaum oder nicht belastete Freileitung in einem vermaschten Netz spannungslos zu schalten, so dass diese Betriebszustände im Realbetrieb nicht auftreten.

2.3 Messung von Netzverlusten in Übertragungsnetzen

Die in einem elektrischen Netz auftretenden Energieverluste sind auf verschiedene physikalische Prozesse zurückzuführen, die sich jeweils unterschiedlich stark auswirken. Die Aufgabe eines (Übertragungs-) Netzbetreibers ist es gemäß den dargelegten rechtlichen und regulatorischen Vorgaben nicht, die Netzverluste den einzelnen Ursachen zuzuordnen, wohl aber die gesamten auftretenden Energieverluste zu erfassen, über einem Bilanzkreis abzurechnen und physikalisch auszugleichen.

Die Erfassung von Netzverlusten ist folglich die Erfassung der insgesamt beim Transport elektrischer Energie auftretenden Energieverluste. Die entsprechenden Mes-

⁴⁰ Ferranti-Effekt: Spannungserhöhung leerlaufender oder unternatürlich betriebener Leitungen. Auf unternatürlich betriebenen oder leerlaufenden Leitungen kommt es durch den kapazitiven Ladestrom zu einer Teilspannung an der Leitungsinduktivität mit der Folge, dass die Spannung am Leitungsende höher ist als am Leitungsanfang [52].

sungen können dabei auf den folgenden zwei verschiedenen Messideen basieren, die sich grundlegend unterscheiden. Für die Grundlagen der elektrischen Messtechnik sei auf [60] verwiesen.

2.3.1 Energieverluste einzelner Betriebsmittel

Ein elektrisches Netz setzt sich aus einer Vielzahl elektrischer Betriebsmittel wie Leitungen, Transformatoren, Kondensatoren, Drosselspulen, Mess- und Steuereinrichtungen zusammen. Wie zuvor dargestellt, treten in allen Betriebsmitteln Energieverluste auf. Folglich ist es theoretisch denkbar, die Verluste eines jeden Betriebsmittels zu messen und deren Summe als Netzverluste zu erfassen.

Auf diesem Prinzip beruht die Ermittlung der Verluste aus den sogenannten *Snapshots* als ein Abbild des Momentanzustands des Netzes samt aller Informationen über die Netztopologie, die Einspeisungen und die Entnahmen sowohl vertikal zu unterliegenden Verteilnetzen als auch horizontal zu benachbarten Übertragungsnetzen. Diese enthalten somit Leistungsmessungen von Einspeisungen und Entnahmen des betrachteten Netzgebiets und entstammen der Zustandsschätzung (*State Estimation*). Aufgrund von redundant vorhandenen Messwerten an einem Messort oder fehlender Messwerte z.B. durch einen Sensorausfall oder Übertragungsfehler ermittelt die Zustandsschätzung über einen Fehlerreduktionsalgorithmus den wahrscheinlichsten Fall des tatsächlichen Netzzustands der relevanten elektrischen Größen Wirk- und Blindleistung, Spannung und Phasenwinkel [10].

Finden die in 15-minütigen Abständen gespeicherten Snapshots Eingang in eine Lastflussrechnung, können darüber die Verluste der einzelnen Betriebsmittel berechnet werden. Die Summe der Betriebsmittelverluste entspricht somit den Gesamtverlusten $P_{V,ges}$, siehe Gleichung (2.14). Zudem ist es möglich, bei der folgenden Verwendung der Daten nach Betriebsmitteln oder zwischen Verlusten in Leitungen $P_{V,l}$ und in Transformatoren $P_{V,t}$ zu unterscheiden.

$$P_{V,ges} = \sum_{l=1}^L P_{V,l} + \sum_{t=1}^T P_{V,t} \quad \text{mit } l: \text{ Leitungen } l = 1, \dots, L \quad \text{und} \quad (2.14)$$

mit t: Transformatoren t = 1, ..., T

Ein Vorteil dieses Verfahrens ist die zeitlich sehr schnelle Verfügbarkeit der Daten. Dies ist ein wichtiger Aspekt bei der Entwicklung von Prognosen. Ein Nachteil für die Erfassung der Netzverluste besteht allerdings in der Annahme, dass die momentane Leistungsmessung zu einem diskreten Zeitpunkt repräsentativ für die gesamte Periodendauer der Abrechnung von 15 Minuten ist. Eine Veränderung der Einspeise- und Entnahme-Leistung innerhalb der jeweiligen Messperiode wird nicht erfasst.

2.3.2 Energieverluste in einem Netzgebiet

Für die Ermittlung der gesamten Netzverluste des Netzgebiets eines Betreibers besteht als zweite Möglichkeit die Aufstellung einer *Randbilanz* auf Basis des Energieerhaltungssatzes. Diese Vorgehensweise basiert auf der Messung von Energiemengen an den Randknoten eines Netzgebiets. Der Nachteil dieses Vorgehens besteht in der vergleichsweise großen Dauer für die Fernauslesung und Plausibilisierung der Messdaten. Die Gesamtverluste $W_{V,Ges}$ ergeben sich entsprechend Gleichung (2.15) als Differenz zwischen Einspeisungen $W_{ein,j}$ in und Entnahmen $W_{aus,k}$ aus dem Netz des jeweiligen Betreibergebiets.

$$W_{V,Ges} = \sum_{j=1}^J W_{ein,j} - \sum_{k=1}^K W_{aus,k} \quad (2.15)$$

mit j, k : Randnetzknotten $j, k = 1, \dots, J, K$

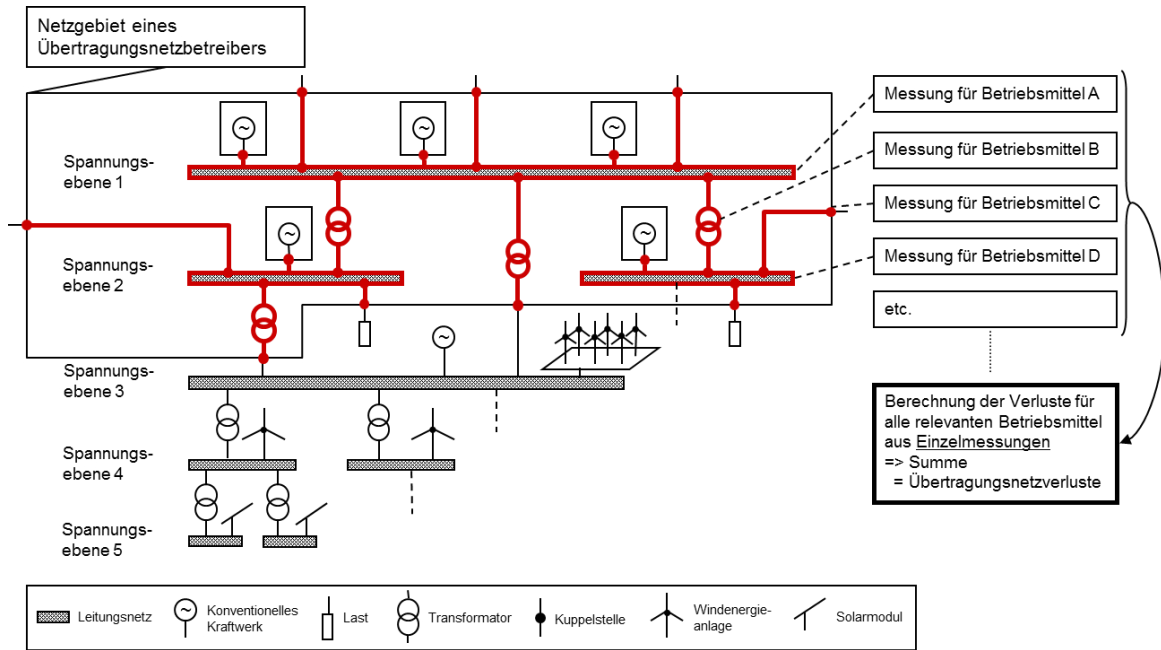
Folglich sind durch diese Methode lediglich die Gesamtverluste des Netzgebiets, nicht aber die Verluste einzelner Betriebsmittel ermittelbar. Um aber auch hier zumindest zwischen Leitungs- und Transformatorverlusten unterscheiden zu können, werden die Energieflüsse über Transformator zu unterliegenden Spannungsebenen gesondert erfasst. Die gesamten Transformatorverluste eines Netzgebiets $W_{V,Transformatoren}$ entsprechen schließlich wiederum der Summe der Verluste aller Transformatoren $W_{V,t}$, Gleichung (2.16). Ergänzend ist darauf hinzuweisen, dass Transformatorverluste zwischen den Höchstspannungsebenen bei 380 kV und 220 kV als Teil der Leitungsverluste betrachtet werden.

$$W_{V,Transformatoren} = \sum_{t=1}^T W_{V,t} \quad \text{mit } t: \text{ Transformatoren } t = 1, \dots, T \quad (2.16)$$

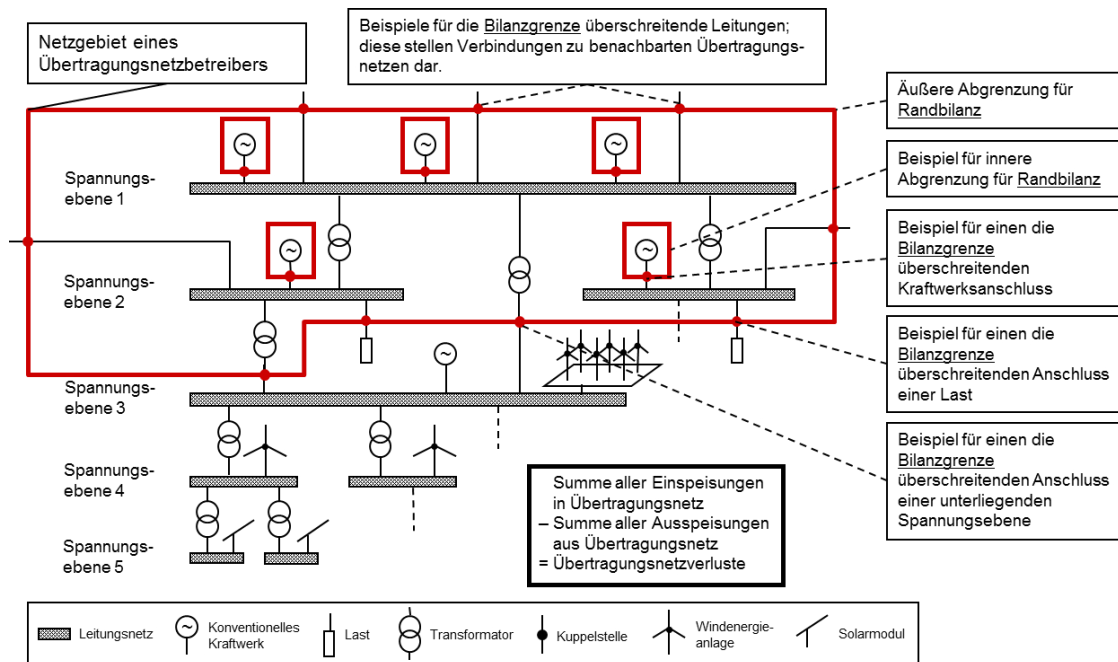
Die Leitungsverluste $W_{V,Leitungen}$ werden aus der Differenz der Gesamt- und der Transformatorverluste gemäß Gleichung (2.17) berechnet.

$$W_{V,Leitungen} = W_{V,Ges} - W_{V,Transformatoren} \quad (2.17)$$

Dies hat zur Folge, dass die Größe der Leitungsverluste nicht ausschließlich die in Freileitungen und Kabeln auftretenden Wirkverluste enthält, sondern auch den oben beschriebenen technisch bedingten Stromverbrauch (Betriebseigenverbrauch). Abbildung 2.9 stellt die beiden erläuterten Verfahren zu Ermittlung der Verlustenergie nach [8] und [61] dar.



(a) Erfassung der Verluste als Summe der Verluste einzelner Betriebsmittel



(b) Erfassung der Verluste mit Hilfe einer Randbilanz

Abbildung 2.9: Möglichkeiten zur Erfassung der Netzverluste in einem Netzgebiet⁴¹

Die beispielhafte Darstellung ist auf das Netz eines Übertragungsnetzbetreibers bezogen, kann jedoch auch auf Verteilnetze übertragen werden. Jedoch besteht bei Verteilnetzen eine deutlich größere Anzahl an elektrischen Betriebsmitteln – insbesondere

⁴¹ Eigene Darstellung nach [8] und [61].

in den Mittel- und Niederspannungsebenen. Hierdurch entstehen ungleich größere Aufwendungen zur Ermittlung der Verluste einzelner Betriebsmittel. Beide Möglichkeiten zur Bestimmung der viertelstündlichen Verlustenergiemengen sind auch aus regulatorischer Sicht von der Bundesnetzagentur bestätigt [3].

2.4 Beschaffung von Energie zum Ausgleich von Netzverlusten

Bei der Beschaffung der Energie zum Ausgleich der Netzverluste müssen die Betreiber von Energieversorgungsnetzen, wie in Kapitel 2.1.4 beschrieben, Merkmale der Transparenz, der Diskriminierungsfreiheit und der Marktorientierung berücksichtigen – § 22 Abs. 1 Satz 1 EnWG [1]. Zudem ist eine möglichst preisgünstige Beschaffung anzustreben. Die Möglichkeit der untertäglichen Beschaffung – also eine Beschaffung am Intraday-Markt – findet in diesem Kontext eine explizite Erwähnung im Gesetzestext. Die Ermittlung der für die Energiebeschaffung anfallenden Kosten ist in der durch die Bundesnetzagentur bestätigten freiwilligen Selbstverpflichtung festgehalten, siehe Kapitel 2.1.4 und [42], [43], [41] und [18]. Neben den gesetzlichen und regulatorischen Verpflichtungen werden durch die Netzbetreiber möglichst wirtschaftliche, risikomindernde und möglichst treffsichere Beschaffungen mit geringen Ausgleichsenergiemengen gemäß der gesetzlich-regulatorischen Vorgaben angestrebt, siehe [1], [2], [32], [3] und [22]. Daher ist es sinnvoll, den Beschaffungsprozess in drei oder vier Schritte zu unterteilen.

Zu Beginn des Beschaffungsprozesses steht der Einkauf von Terminprodukten auf Basis einer Langfristprognose. Wird die Langfristprognose jeweils für den Lieferzeitraum eines Jahres erstellt, kann z.B. der Handel mit börslichen Standardprodukten an der EEX⁴² durchgeführt werden. Zur Individualisierung des Langfristfahrplans besteht die Möglichkeit, verschiedene Standardprodukte in offenen Ausschreibungen mit zuvor registrierten Händlern miteinander zu kombinieren.

Zudem ist es unter Umständen sinnvoll, die zu beschaffenden Energiemengen nicht auf einmal auf Basis eines börslichen Produkts oder nur einer Ausschreibung einzukaufen, sondern die Handelstätigkeiten zeitlich zu entzerren. Dies dient der Verringerung des Risikos zufällig hoher bzw. ungünstiger Preise bei Handelsabschluss. Bei der Ausgestaltung der Langfristbeschaffung – insbesondere bei der Aufteilung des Jahresfahrplans in Jahres-, Quartals- und Monatsprodukte – ist zudem auf eine ausreichende Liquidität

⁴² Der Handel mit Futures findet in Deutschland häufig an der European Energy Exchange (EEX, [120]) statt.

des Underlyings⁴³ zu achten. Eine zu geringe Marktliquidität erhöht das Risiko bei starken Preisschwankungen und damit der Tötigung eines Handelsabschlusses zu einem ungünstigen Preis. Darüber hinaus ist bei der Durchführung von offenen Ausschreibungen die verpflichtende Haltedauer der abgegebenen Verkaufsgebote möglichst kurz zu halten. Je länger die Haltedauer, desto größer sind die Risikoaufschläge auf die angebotenen Preise, über die sich die teilnehmenden Händler gegen kurzfristige Preisschwankungen am opportunen Börsenhandelsplatz absichern. Die als finanzielle Futures an der EEX beschafften Energiemengen werden am Day-Ahead-Spotmarkt der EPEX⁴⁴ in physikalische Geschäfte⁴⁵ überführt. Die als Lose vergebenen Energiemengen werden durch die Lieferanten an die den jeweiligen Verlustenergie-Bilanzkreis geliefert.

Aufgrund der sehr begrenzten Prognostizierbarkeit des Netzverlustverlaufs auf lange Frist wird der Langfristfahrplan jeweils am Vortag eines Liefertages durch eine Day-Ahead-Prognose aktualisiert. Abweichungen von zuvor beschafften Energiemengen werden am Day-Ahead-Spotmarkt veräußert oder hinzugekauft. Auch durch die steigende Liquidität des Intraday-Markts [62] besteht zudem die Möglichkeit, weitere Prognoseaktualisierungen nach der Schließung des Day-Ahead-Handels und entsprechende kurzfristigere Handelsgeschäfte durchzuführen. Auf diese Möglichkeit wird im Folgenden bei der Prognosemodellentwicklung nochmals eingegangen. Abweichungen aus unvermeidlichen Prognosefehlern werden schließlich in Echtzeit durch Ausgleichsenergie⁴⁶ gedeckt. Folglich kann die erreichte Prognosequalität letztlich anhand der in Anspruch genommenen Ausgleichsenergie beurteilt werden. Je genauer die Prognose, desto kleiner die Ausgleichsenergiemenge, die sich aus den Prognosefehlern ergibt. Unter Ausgleichsenergie wird die bilanzielle Energiemenge verstanden, die in einem Bilanzkreis zu Herstellung des Gleichgewichts zwischen Zuführung und Entnahme verbucht wird. Die vorzeichenrichtige Summe der Ausgleichsenergie in allen Bilanzkreisen einer Regelzone oder eines Regelblocks entspricht der eingesetzten Regelenergie aus Primär-, Sekundär- und Minutenreserve. Somit trägt eine verbesserte Prognose der Netzverluste zu einer Steigerung der Systemsicherheit insofern bei, dass die abgerufene Regelenergie reduziert wird. Zudem werden Bilanzkreisungleichgewichte bepreist durch eine Bewertung mit dem regelzonenübergreifenden Bilanzausgleichsenergiepreis (ReBAP⁴⁷). Bilanzkreisabweichungen sind somit mit Kosten verbunden, die sowohl für positive Bi-

⁴³ Als Anhaltspunkte für die Liquidität des Handels eines Produktes können sowohl die gehandelten Energiemengen im Zeitverlauf wie auch die Bid-Ask-Spreads (Differenz zwischen höchstem Kauf- und niedrigstem Verkaufsgebot) herangezogen werden.

⁴⁴ Der kurzfristige Handel mit standardisierten Elektrizitätsprodukten findet in Deutschland zu einem großen Teil an der European (EPEX, [109]) statt.

⁴⁵ Zum Ablauf des Handels von Future-Terminprodukten siehe auch [120]

⁴⁶ Die Ausgleichsenergie eines Bilanzkreises ergibt sich direkt aus einer Über- oder Unterdeckung. Die saldierte Summe der in einem Regelblock eingesetzten Ausgleichsenergie entspricht der jeweils abgerufenen Regelarbeit [121].

⁴⁷ ReBAP: siehe [128].

lanzkreisabweichungen (Zuführung größer als Entnahme) als auch für negative Bilanzkreisabweichungen (Entnahme größer als Zuführung) anfallen können.

Die Kosten der Beschaffung von Energie zum Ausgleich der Netzverluste in einem Jahr K_j ergeben sich somit nach Gleichung (2.18) aus einer Langfrist-, einer Kurzfrist- sowie einer Ausgleichsenergiekomponente.

$$K_j = \sum_{s=1}^{8760} W_{\text{Langfrist},s} \cdot \bar{p}_{\text{Terminmarkt},s} + \sum_{t=1}^{365} \left(\sum_{s=1}^{24} W_{\text{Kurzfrist},t,s} \cdot \bar{p}_{\text{Spotmarkt},t,s} + \sum_{vs=1}^{96} (W_{\text{Kurzfrist},t,vs} \cdot \bar{p}_{\text{Spotmarkt},t,vs} + W_{\text{AE},t,vs} \cdot p_{\text{AE},t,vs}) \right)$$

mit

$$W_{\text{Kurzfrist},t,s} = W_{\text{Langfrist},s}/4 - W_{\text{Kurzfristprognose},vs}$$

$$W_{\text{AE},t,vs} = W_{\text{Kurzfristprognose},vs} - W_{\text{V},vs}$$

(2.18)

und

K_j : Energiemenge Langfristbeschaffung

$W_{\text{Langfrist},s}$: Energiemenge Langfristbeschaffung mit Preis $\bar{p}_{\text{Terminmarkt},s}$

$W_{\text{Kurzfrist},t,s}$: Energiemenge Kurzfristausgleich, stündlich mit Preis $\bar{p}_{\text{Spotmarkt},t,s}$

$W_{\text{Kurzfrist},t,vs}$: Energiemenge Kurzfristausgleich, viertelstündlich mit Preis $\bar{p}_{\text{Spotmarkt},t,vs}$

$W_{\text{AE},t,s}$: Ausgleichsenergiemenge, viertelstündlich mit Preis $p_{\text{AE},t,vs}$

$W_{\text{Kurzfristprognose},vs}$:realisierte Prognose der Netzverluste, viertelstündlich

$W_{\text{V},vs}$:Energieverluste, viertelstündlich

j: Jahr, t: Tag, s: Stunde, vs: Viertelstunde

Der größte Kostenanteil entfällt dabei auf die Langfristkomponente. Entscheidend für die Kosten der Kurzfristkomponente ist, ob die Day-Ahead- oder Intraday-Prognose einen Zukauf oder Wiederverkauf von Energiemengen vorgeben. Zudem ist die Differenz des jeweiligen realisierten Spotpreises zum mittleren Preis der Langfristbeschaffung ausschlaggebend. Ähnliches gilt für Kosten durch nicht vermeidbare Prognosefehler. Der Bezug von Ausgleichsenergie im Falle einer zu niedrigen Prognose und die Lieferung von Ausgleichsenergie im Falle einer zu hohen Prognose wird mit dem regelzonenübergreifenden Ausgleichsenergiepreise (reBAP)⁴⁸ [63] bewertet und dem Bilanzkreis in Rechnung gestellt bzw. vergütet. Theoretisch ist auch ein saldiertes Erlös aus den beiden letzten Komponenten möglich. Allerdings würde eine solche strategische Ausrichtung

⁴⁸ Der Ausgleichsenergiepreis wird über ein mehrstufiges Verfahren berechnet und spiegelt die Gesamtsituation im Regelblock (Deutschland, Vorarlberg und Luxemburg) insofern wieder, als dass saldierte Unterdeckungen des Regelblocks zu positiven und saldierte Überdeckungen zu negativen Ausgleichsenergiepreisen führen [122].

der allgemeinen Verpflichtung zu einem a priori bestmöglichen Ausgleich eines Bilanzkreises widersprechen und wird daher nicht vorgenommen.

Aufgrund der speziellen Kostenanerkennung im Rahmen der wirksamen Verfahrensregulierung auf Basis der freiwilligen Selbstverpflichtungen sind die tatsächlich entstehenden Kosten der Verlustenergiebeschaffung den regulatorisch anerkannten Kosten gegenüberzustellen. Die regulatorisch anerkannten Kosten werden gemäß den freiwilligen Selbstverpflichtungen aus dem Produkt einer Planmenge und einem Referenzpreis berechnet. Die Planmenge ergibt sich aus einer Mittelwertbildung der Verlustenergie-mengen der vergangenen Jahresverläufe entsprechend der Bestimmung der Langfristprognose. Der Referenzpreis ergibt sich aus einem gewichteten Mittelwert der Future-Preise für Jahres-Base- und Jahres-Peak-Produkte an der EEX in einem vordefinierten Zeitraum. Dieser liegt nach derzeitiger Definition zwischen dem 01. Juli im Vorvorjahr und 30. Juni im Vorjahr. Dementsprechend sollten die Beschaffung der börslichen Standardprodukte sowie die Durchführung der Ausschreibungen innerhalb dieses Zeitraums stattfinden⁴⁹. Übersteigen die tatsächlichen Kosten die regulatorisch anerkannten Kosten, so ist der Mehrbetrag durch die Netzbetreiber selbst zu tragen. Anders herum kann ein Minderbetrag der tatsächlichen Beschaffungskosten gegenüber den regulatorisch anerkannten Kosten einbehalten werden. Hieraus ergibt sich in direkter Folge das Bestreben der bilanzkreisverantwortlichen Netzbetreiber nach einer möglichst kostengünstigen Verlustenergiebeschaffung. Die Langfristbeschaffung im Vorjahr dient dabei auch einer finanziellen Absicherung im Rahmen der Verfahrensregulierung. Somit besteht ebenso das Ziel der Vermeidung von hohen Kosten in der Kurzfristbeschaffung auf Basis einer Prognoseaktualisierung und durch die Inanspruchnahme von Ausgleichsenergie. Folglich ist die Erarbeitung einer möglichst genauen Vortages- oder untertäglichen Prognose ebenso eine direkte Folge des Regulierungsregimes wie auch der Verpflichtungen bei der Führung eines Bilanzkreises.

⁴⁹ Das grob beschriebene Vorgehen wird von den vier deutschen Übertragungsnetzbetreibern zur Zeit der Erstellung dieser Arbeit angewandt.

3 Methoden zur Prognose von netzbezogenen Größen

Für die Prognose von Zeitreihen netzbezogener Größen stehen vielfältige Ansätze zur Verfügung. Um eine geeignete Auswahl zu treffen, können die Prognoseansätze auf verschiedene Aspekte hin betrachtet werden. Zum einen sind die Abbildung des zugrunde liegenden Prozesses durch den mathematischen Ansatz und zum anderen die Umsetzbarkeit der Prognose mit Hilfe (software-) technischer Mittel wichtige Anhaltspunkte. Aus praktischer Sicht ist ebenso der gesamte Rechen- und Zeitaufwand beginnend mit notwendiger Datenaufbereitung bis hin zur erwünschten Darstellung des Prognoseergebnisses relevant. Zudem ist die zeitliche Verfügbarkeit von Eingangsdaten ausschlaggebend.

In der Regel hängt die Machbarkeit eines Prognoseverfahrens von mindestens einem der genannten Aspekte entscheidend ab. Aus diesem Grund ist es von Bedeutung, die theoretisch zur Verfügung stehenden mathematischen und statistischen Methoden vor der Erstellung eines Anwendungsverfahrens auf ihre Eignung zu prüfen. Auf Basis einer solchen Prüfung sind nicht geeignete Ansätze zu verwerfen und eine Auswahl zur Umsetzung zu treffen.

Im Folgenden werden zur Verfügung stehende Ansätze zur Prognose von physikalischen Zeitreihen vorgestellt, die auch auf Netzverluste angewendet werden können. Diese werden in drei Kategorien eingeteilt. Zunächst werden in Kapitel 3.1 Ansätze fundamentaler Herangehensweise erläutert. Anschließend werden in Kapitel 3.2 die Entwicklung und Anwendung künstlicher neuronaler Netze dargestellt. Als dritte Kategorie werden in Kapitel 3.3 ökonometrische Ansätze vorgestellt, mit denen sowohl stochastische, zeitliche als auch deterministische Einflüsse berücksichtigt werden können.

3.1 Lastfluss-basierte Ansätze

Zu jeder physikalischen und technischen Größe gibt es Prozesse, die zur Entstehung der Größe beitragen. Diese Prozesse lassen sich meist mathematisch beschreiben. Der Begriff der *fundamentalen Ansätze* bezieht sich auf die möglichst direkte Erfassung dieser

grundlegenden physikalischen Zusammenhänge und die Verwendung von passenden mathematischen Formulierungen. Mit Hilfe dieser Formulierungen können Rechenalgorithmen erstellt werden, die auf Basis von vorgegebenen Eingangsdaten Prognosewerte liefern. Daher werden fundamentale Ansätze auch als *bottom-up-Modelle* oder *Aufwärtsmethode* bezeichnet – ihr Aufbau beginnt im Kleinen oder Einzelnen.

Auch Betriebsgrößen elektrischer Netze lassen sich durch mathematische Formulierungen beschreiben. Wesentliche Grundlagen sind die Zusammenhänge zwischen Strom, Spannung und Impedanz. Die Formulierungen für Drehstromnetze geschehen mit Hilfe komplexer Zahlen und müssen daher für operative computergestützte Anwendungen teilweise linearisiert oder in Teilprobleme zerlegt werden.

Für die Prognose von Betriebsgrößen elektrischer Netze wird oftmals von Erwartungen für die Erzeugung und den Verbrauch elektrischer Energie und von einer vorgegebenen Netztopologie ausgegangen, die als Eingangsgrößen in die Berechnungsverfahren einfließen. Auf dieser Basis lässt sich mittels der Methode der Lastflussrechnung der Elektrizitätstransport in einem Netz detailliert ermitteln. Die Lastflussrechnung ist die grundlegende Methode zur Formulierung fundamentaler Ansätze zur Berechnung und Prognose elektrischer Betriebsgrößen. Bestehende Verfahren, wie die Methode des *Congestion Forecast* zur Engpassvorhersage basieren hierauf.

3.1.1 Lastflussrechnung

Die *Lastflussrechnung* ist ein wichtiges Instrument für verschiedene Bereiche der Planung und des Betriebs von elektrischen Netzsystemen. Auf Basis von Lastflussrechnungen werden elektrische Netze im Hinblick auf den zukünftigen Netzbetrieb und Netzerüchtigungs- und Netzausbaumaßnahmen ausgestaltet. So finden sie z.B. aktuell bei der Erstellung der Netzentwicklungspläne Anwendung, siehe [27]. Zudem sind Lastflussrechnungen ein wichtiges Werkzeug der Echtzeitüberwachung und der kurzfristigen Planung des Netzbetriebs und dienen dadurch der technisch sicheren und betrieblich optimierten Netzführung. Die einfache Lastflussrechnung wird auch als *Leistungsflussrechnung* oder *Grundfallrechnung* bezeichnet und ist Grundlage weiterer wichtiger Methoden der Netzanalyse, wie z.B. der Ausfallrechnung oder der Netzwerkreduktion [10].

Basierend auf den Kirchhoff'schen Gesetzen – Knotenpunkt- und Maschenregel – werden mit Hilfe der Lastflussrechnung Spannungen und Ströme, Wirk- und Blindleistungen sowie Energieverluste in den Leitungen und Transformatoren eines elektrischen Netzes aus vorgegebenen komplexen Einspeise- und Entnahmeleistungen berechnet. Dabei werden die Admittanzen und Impedanzen, die sich aus den Wirk- und Blindwiderständen der elektrischen Betriebsmittel ergeben, explizit berücksichtigt.

Die Lastflussrechnung kann entweder mittels des Knoten- oder des Maschenverfahrens durchgeführt werden. Ein Ergebnis des Knotenverfahrens sind Knoten- und Zweigspannungen, aus denen mit Hilfe des Ohm'schen Gesetzes Zweigströme berechnet

werden. Diese Berechnung findet beim Maschenverfahren in umgekehrter Reihenfolge statt. Das Maschenverfahren ist insbesondere für kleinere Netze geeignet. Die Anwendung des Knotenverfahrens ist weiterverbreitet und wird im Bereich der Lastflussrechnung häufiger verwendet. Dessen Vorteil besteht darin, dass die Berechnung auf Größen der einzelnen Netzknoten aufgebaut ist und somit auch die knotenweise vorgegebenen Eingangsdaten wie Einspeise- und Entnahmeleistungen direkt verwendet werden kann [10].

Beim Knotenverfahren lässt sich mit Anwendung der Knotenregel auf die Ströme in einem vermaschten Netz das zu lösende lineare Gleichungssystem in Matrixschreibweise entsprechend Gleichung (3.1) beschreiben.

$$\underline{Y} \cdot \underline{U} = \underline{I} \quad (3.1)$$

Es besteht aus der Knotenadmittanzmatrix \underline{Y} mit bekannten Einträgen, die die technischen Parameter der Betriebsmittel wie Resistanz und Reaktanz beinhaltet, und den unbekanntem Spannungs- und Stromvektoren \underline{U} und \underline{I} . Das Gleichungssystem basiert auf den komplexen Lastflussgleichungen, Gleichung (3.2).

$$\underline{S}_i^* = P_i - jQ_i = \underline{U}_i^* \cdot \underline{I}_{ji} = U_i^* \sum_{k=1}^n Y_{ik} \underline{U}_k \quad (3.2)$$

Zur Lösung des Gleichungssystems können iterative Lösungsverfahren angewandt werden, wie z.B. das Verfahren der Stromiteration⁵⁰. Ausgehend von Startwerten werden in diesem iterativen Lösungsverfahren abwechselnd Strom- und Spannungsvektoren neu berechnet bis die Änderungen der sich ergebenden Wirk- und Blindleistungen zwischen zwei Iterationsschritten zuvor festgelegte Grenzwerte nicht mehr überschreiten [10].

Neben dem Verfahren der Stromiteration kommt für rechnergestützte Lastflussrechnungen in der Praxis das Newton-Raphson-Verfahren zum Einsatz. Wesentliche Voraussetzung bei diesem Verfahren ist, dass die angenommenen Startwerte möglichst nah bei der Lösung liegen. Auf eine detaillierte mathematische Beschreibung der Lastflussrechnung und zugehöriger Lösungsalgorithmen wird in dieser Arbeit aufgrund der Vielzahl vorhandener Fachliteratur verzichtet, auf die hier verwiesen sein soll: vergleiche z.B. [8], [10], [52] oder [53].

3.1.2 Congestion Forecasts

Die Methode des *Congestion Forecast* (Engpass-Vorhersage) bedient sich der oben erläuterten Lastflussrechnung [64]. Das Ziel des Congestion Forecast besteht in der Vorhersage von Engpässen im operativen Netzbetrieb. Als solche werden potentielle Gefähr-

⁵⁰ Dieses Verfahren wird auch als äußere Iteration bezeichnet.

dungen des sicheren Betriebs des Elektrizitätssystems verstanden, wie z.B. die Überlastung einzelner Betriebsmittel. Auf Basis der Ergebnisse des Congestion Forecast können die systemverantwortlichen Übertragungsnetzbetreiber vorausgehende Maßnahmen zur Verhinderung dieser Gefährdungen treffen, wie etwa die Veränderung der aktiven Netztopologie oder der geplanten Kraftwerkseinspeisungen sowie die Anpassung des Blindleistungsmanagements.

Bei der Erstellung von Vorhersagen für den Netzbetrieb betrachten die Übertragungsnetzbetreiber verschiedene Zeithorizonte. Zum einen werden für die langfristige Netzplanung auslegungsrelevante Zeitpunkte betrachtet, die mehrere Monate oder Jahre in der Zukunft liegen können – dies ist z.B. für Referenzdatensätze (*Reference Data Sets*) [64] und die Netzentwicklungspläne [27] wichtig. Zum anderen finden Betrachtungen für kurzfristige bis zu sehr kurzfristigen Zeiträumen statt. So sind die Folgenden für die vorliegende Arbeit wesentliche Formen des Congestion Forecast das *Two-Day-Ahead Congestion Forecast*, das *Day-Ahead-Forecast* und das *Intraday Congestion Forecast*. Letztgenanntes Verfahren ist das jüngste unter den genannten Verfahren und stellt Vorhersagen für die jeweils folgenden Stunden des aktuellen Tages bereit. Die ersten beiden genannten sind bereits bewährte Verfahren in der operativen Anwendung und stellen Vorhersagen für die beiden jeweils folgenden Tage bereit.

Da in einem synchronen Netzverbund Änderungen von Betriebsparametern nicht nur lokale Auswirkungen haben, ist die Zusammenarbeit von Netzbetreibern verschiedener Regelzonen grundlegende Voraussetzung für einen sicheren Netzbetrieb und die Ermittlung adäquater Vorhersagen. Hierzu zählt insbesondere der abgestimmte Datenaustausch. In diesem Sinne kooperieren die kontinental-europäischen Übertragungsnetzbetreiber – ehemals organisiert im UCTE-Netzverbund [11] – bei der Erstellung des Congestion Forecast, siehe Abbildung 3.1. Jeder Übertragungsnetzbetreiber liefert für die 24 Zeitpunkte (volle Stunden) des nächsten Tages jeweils einen validierten Netzdatensatz mit der erwarteten Netztopologie, den erwarteten Verbraucherlasten und den erwarteten Erzeugungsleistungen auf Basis von Fahrplananmeldungen⁵¹. Die Netzdatensätze der verschiedenen Netzbereiche werden anschließend zu je einem Gesamtnetz zusammengeführt. Mit Hilfe von Lastflussrechnungen und Ausfallsimulationsrechnungen für diese Datensätze lassen sich schließlich die Belastungen der einzelnen Leitungen ermitteln und Aussagen über mögliche Gefährdungen der (n-1)-Sicherheit⁵² machen [65].

⁵¹ Die Verbindungen zu benachbarten Netzen werden dabei als sogenannte X-Knoten mit fiktiven Einspeisungen oder Entnahmen angesetzt.

⁵² (n-1)-Sicherheit: auch bei Ausfall eines Betriebsmittels (z.B. Leitung, Transformator, Kraftwerk, Verbraucher, Blindleistungskompensationsanlage) wird der Netzbetrieb ohne Ausfall der Elektrizitätsversorgung sichergestellt.

Ein Nebenprodukt dieses Verfahrens sind die Verluste der einzelnen Leitungen. Wird die Summe über die Verluste der Leitungen eines bestimmten Netzbereichs gebildet, kann diese als Prognose der Netzverluste in einer Regelzone herangezogen werden.

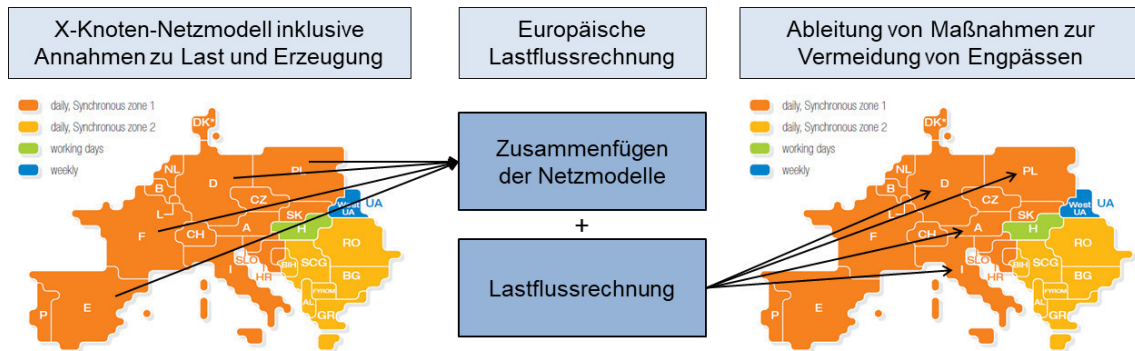


Abbildung 3.1: Day-Ahead Congestion Forecast (DACF)⁵³

Dies entspricht somit einer Verlustenergieprognose auf fundamentaler Basis. Mögliche Quellen für Prognosefehler dieses Verfahrens sind Ungenauigkeiten bei der Annahme der Eingangsgrößen. So führen Änderungen der am Vortag angemeldeten Kraftwerksfahrpläne, z.B. durch kurzfristige Optimierung von Pumpspeichern oder Spitzenlastkraftwerken am Intraday-Markt, zu u.U. wesentlich veränderten Einspeise- und auch Verbrauchssituationen. Zudem ist die Prognose der Einspeisung aus erneuerbaren Energien als eine zeitweise beträchtliche Erzeugungsleistung in unterliegenden Verteilnetzen am Vortag nur mit eingeschränkter Genauigkeit möglich. Darüber hinaus kann auch die u.a. durch das Wetter beeinflusste Verbraucherlast am Vortag nicht exakt vorhergesagt werden. In Kapitel 5 wird auf diesen fundamentalen Prognoseansatz und dessen Prognosequalität nochmals näher eingegangen.

3.2 Künstliche neuronale Netze

In Analogie des Aufbaus biologischer Gehirne sind künstliche neuronale Netze Informationsverarbeitungseinheiten, die aus einer endlich großen Anzahl an kleinen Bausteinen zusammengesetzt sind. Die Einsatzmöglichkeiten für künstliche neuronale Netze erstrecken sich von der Datenanalyse bis zu Prognoseanwendungen. Dies ermöglicht den vergleichsweise individuell gestaltbaren Aufbau, der an die jeweilige Aufgabe relativ flexibel angepasst werden kann.

⁵³ Eigene Darstellung in Anlehnung an [65]

3.2.1 Abstrakte Modellbildung

Der grundsätzliche Aufbau eines künstlichen neuronalen Netzes basiert auf einer Struktur mehrerer hintereinander geschalteter Schichten *künstlicher Neuronen*, sogenannter *Layer*. Ein künstliches Neuron ist das kleinste Bauteil eines solchen Netzes, und wird weiter unten erläutert. Es werden jeweils ein Input-Layer, ein Output-Layer und ein oder mehrere Hidden-Layer verwendet. Jede Schicht, bzw. jeder Layer kann aus mehreren Neuronen bestehen, die über Gewichtungs- und Transferfunktionen mit Neuronen der jeweils vorgelagerten und nachgelagerten Schicht verbunden sind. Abbildung 3.2 stellt diesen prinzipiellen Aufbau schematisch dar.

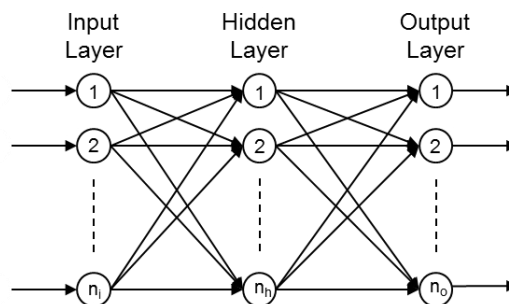


Abbildung 3.2: Layer eines künstlichen neuronalen Feedforward-Netzes⁵⁴

Für das kleinste Bauteil eines künstlichen neuronalen Netzes wurde das biologische Vorbild einer Nervenzelle des menschlichen Gehirns zugrunde gelegt, dessen Eingänge und Ausgänge in der Medizin mit *Axonen* und *Dendriten* bezeichnet werden. Entsprechend diesem Vorbild hat ein künstliches Neuron die Funktion mehrere Eingangssignale zu einem Ausgangssignal zu verknüpfen. Abbildung 3.3 stellt den Aufbau eines einzelnen künstlichen Neurons in Anlehnung an [66] schematisch dar.

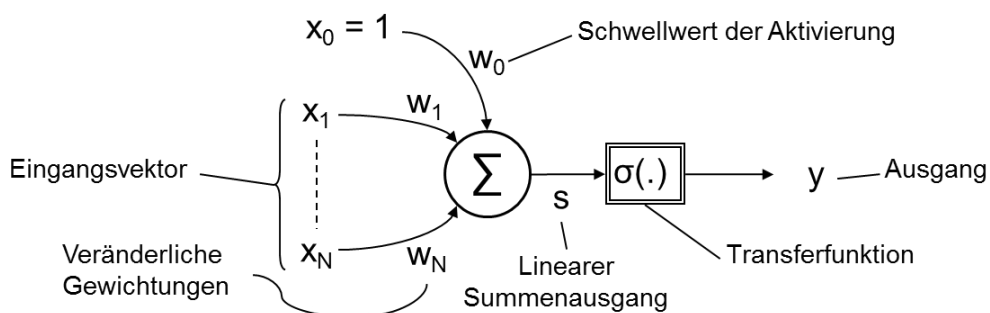


Abbildung 3.3: Aufbau eines künstlichen Neurons⁵⁵

Das einfachste künstliche Neuron wird als *Perzeptron* bezeichnet und kann als Skalarprodukt-Verarbeitungseinheit oder als nichtlineare Signalverarbeitungseinheit ver-

⁵⁴ Eigene Darstellung in Anlehnung an [68].

⁵⁵ Eigene Darstellung in Anlehnung an [66].

standen werden. Wie Gleichung (3.3) zeigt, werden für die Generierung des Perzeptron-Ausgangssignals zunächst die Eingangswerte gewichtet aufsummiert und damit ein Skalarprodukt s aus Eingangs- und Gewichtungsvektor x und ω gebildet [67]. Dabei wird der konstante Anteil ω_0 auch als Schwellwert der Aktivierung bezeichnet. Der lineare Summenausgang s ist anschließend das Argument der Perzeptron-Transferfunktion, deren Wert das eigentliche Ausgangssignal y darstellt.

$$\begin{array}{l} \underline{\omega} = [\omega_0, \omega_1, \omega_2, \dots, \omega_N]^T \\ \underline{x} = [x_0 (=1), x_1, x_2, \dots, x_N]^T \end{array} \quad \rightarrow \quad s = \underline{\omega}^T \cdot \underline{x} = \omega_0 + \sum_{i=1}^N \omega_i \cdot x_i \quad \rightarrow \quad y = \sigma(s) = \sigma(\underline{\omega}^T \cdot \underline{x}) \quad (3.3)$$

Transferfunktionen werden verwendet, um trotz eines linearen Summenausgangs nichtlineare Zusammenhänge abzubilden. Grundlagen der Definition von Transferfunktionen sind Stetigkeit und strenge Monotonie. Folglich werden diese Funktionen auch zu den Sigmoidfunktionen gezählt. Unter diesen Bedingungen kann die Formulierung der Transferfunktionen beliebig stattfinden. Typischerweise verwendete Transferfunktionen sind lineare Funktionen, also Geradengleichungen, Funktionen des logistischen Wachstums und auch trigonometrische Funktionen.

Durch die Verwendung und Verknüpfung mehrerer Perzeptronen in mindestens drei Layern entsteht ein Parallelprozessorsystem, das komplexe nichtlineare Zusammenhänge abzubilden vermag. Die Wahl bezüglich Anzahl an Neuronen und Verknüpfungen wie auch der Struktur der Verknüpfungen und der mathematischen Formulierungen der Gewichtungs- und Transferfunktionen, folglich der gesamten Architektur des künstlichen neuronalen Netzes, ist frei wählbar und wird i.d.R. dem Zweck nach angepasst. Zur Unterstützung der Findung einer geeigneten Netzarchitektur stehen verschiedene methodische Ansätze zur Verfügung, wie z.B. genetische Algorithmen [66].

Grundsätzlich sind zwei Betriebsphasen von künstlichen neuronalen Netzen zu unterscheiden. Ist die Wahl auf eine bestimmte Netzarchitektur gefallen, sind in der *Trainings- bzw. Lernphase* die Koeffizienten der Gewichtungs- und Transferfunktionen so zu bestimmen, dass die Ausgangswerte möglichst gut mit bekannten Vergleichswerten oder Trainingsdaten übereinstimmen. Dies geschieht durch einen Prozess der Fehlerminimierung zwischen Modell- und realen Werten. Dabei kann z.B. auf die Methode der kleinsten Fehlerquadrate zurückgegriffen werden. Im Anschluss kann das trainierte künstliche neuronale Netz zur Berechnung von Prognosewerten in der *Reproduktionsphase* herangezogen werden [68].

Mögliche Einsatzfelder von künstlichen neuronalen Netzen sind die Funktionsapproximation bei reellwertigen Betrachtungen, die Mustererkennung bei binären Betrachtungen sowie die Berechnung von Prognosen.

Prinzipiell können zwei Arten von neuronalen Netzen unterschieden werden: Feedforward- und Rekursiv-Netze. Erstere verarbeiten Informationen ausschließlich in

Richtung von Eingangs- hin zu Ausgangssignalen und werden daher auch als vorwärtsgerichtete Netze bezeichnet. Letztere rekursive Netze ermöglichen dagegen eine Oszillation von Informationen innerhalb des Netzes, so dass die Informationsweitergabe mit einem deterministischen oder stochastischen Lernprozess im Sinne einer Anpassung von Informationswegen zwischen einzelnen Netzteilstücken verknüpft ist. Der Aufbau der rekursiven Netze ist aufwändiger gegenüber den reinen Feedforward, gewährt aber die schnelle Anpassung an Eingangsdaten [68].

3.2.2 Prognosegüte neuronaler Netze im Vergleich

Über die Eignung künstlicher neuronaler Netze im Vergleich zu alternativen Prognoseverfahren existieren einige Veröffentlichungen. Diese beziehen sich zum einen auf die Zusammenfassung über mehrere Anwendungsgebiete und zum anderen auf konkrete Prognoseaufgaben. Anhand einer Auswahl der vorhandenen Literatur wird im Folgenden ein Vergleich der Prognosegüte künstlicher neuronaler Netze angestellt. Dabei werden Arbeiten herangezogen, die sich der Aufgabe der kurzfristigen Lastprognose widmen. Diese ist aus dem verfügbaren Spektrum die mit der größten Ähnlichkeit zur Prognose von Netzverlusten.

Metaxiotis et al. geben in [69] einen Überblick zu Modellen für die Kurzfristprognose der elektrischen Last auf Basis künstlicher neuronaler Netze. Auf Basis der Zusammenfassung verschiedener veröffentlichter Arbeiten zu diesem Thema kommen die Autoren zu dem Schluss, dass künstliche neuronale Netze⁵⁶ zumindest eine Alternative zu anderen Prognoseansätzen, wie z.B. der linearen Regression seien. Jedoch gebe es keine allgemein gültige Regel, nach der a priori entschieden werden könne, ob ein künstliches neuronales Netz für eine Prognoseaufgabe geeignet ist. Zu den Vorteilen der künstlichen neuronalen Netze zählen die Autoren die in den besprochenen Arbeiten gezeigten besseren Prognoseergebnissen bei nicht linearen Zusammenhängen in Trainingsdaten. Zudem wird die Fähigkeit multivariate Probleme ohne komplexe mathematische Formulierungen zu lösen hervorgehoben.

Meisenbach und Gnüchtel stellen in [70] einen Vergleich zwischen konventioneller Lastprognose und solcher mit neuronalen Netzen an. Sie entwickeln sowohl ein Regressionsmodell als auch ein künstliches neuronales Netz und wenden diese jeweils für die Prognose der elektrischen Last in drei verschiedenen Netzgebieten an. Zur Bewertung der Ergebnisse ziehen sie Fehlermaße⁵⁷ heran. Auf Basis dieser ist durch die Anwendung des künstlichen neuronalen Netzes keine signifikante Verbesserung gegenüber dem Regressionsmodell festzustellen. Im Gegenteil, das Regressionsmodell liefert gar

⁵⁶ Darüber hinaus werden in dieser Übersicht auch Expertensysteme und genetische Algorithmen besprochen, die die Anwendung von künstlichen neuronalen Netzen für Prognosezwecke unterstützen können.

⁵⁷ Zur Erläuterung von Fehlermaßen siehe auch Anhang A.2.

leicht geringere Fehlermaße. Als Vorteile des künstlichen neuronalen Netzes erwähnen die Autoren, dass keine Kenntnisse über funktionale Zusammenhänge notwendig sind. Ein Nachteil sei dagegen u.a. das Black-Box-Verhalten. Es sei bei Veränderung der Eingangsdaten nicht eindeutig zuordenbar, wodurch Änderungen der Prognoseergebnisse zustande kommen. Zudem sei die Möglichkeit, bestehendes Wissen über die Prognosevariable in ein Modell einzubauen aufgrund der komplexen und abstrakten Modellbildung kaum vorhanden. Darüber hinaus könne gemäß der Autoren die Trainingsphase mehr Rechenzeit in Anspruch nehmen, als es bei der Parameterschätzung für Zeitreihenmodelle der Fall ist.

Hufendiek und Lux entwickeln in [71] ein Lastprognose-Modell auf Basis künstlicher neuronaler Netze. Der Fokus der Entwicklung liegt auf einem systematischen Vorgehen in mehreren Schritten. Auch in dieser Arbeit wird das Prognosemodell auf die Last in einem Netzgebiet angewandt und die Ergebnisse mit denen eines Regressionsansatzes verglichen. Hierbei zeigt sich, dass das künstliche neuronale Netz geringfügig kleinere Prognosefehler liefert als der Vergleichsansatz, mit einer Prognoseverbesserung im Bereich kleiner 1 %. Den Vorteil der systematischen Entwicklung sehen die Autoren in einer Aufwandsreduktion.

Darbellay und Slama stellen in [72] den Vergleich zwischen künstlichen neuronalen Netzen und ökonometrischen Modellen für die Prognose der elektrischen Last der Tschechischen Republik an. Sie zeigen auf, dass insbesondere ein ARIMA-Ansatz kleinere Fehlermaße aufweist, als das alternative neuronale Feedforward-Netz. Lediglich bei größeren Prognosehorizonten von mehr als einem Tag und bei der Betrachtung der maximalen Prognosefehler bietet das künstliche neuronale Netz kleine Vorteile. Die Autoren heben wiederum die Abbildung nicht-linearen Zusammenhängen als Vorteil der künstlichen neuronalen Netze hervor, stellen dem aber auch den größeren Aufwand bei der Modellentwicklung gegenüber.

Zusammenfassend erlauben es künstliche neuronale Netze insbesondere bei nicht-linearen Zusammenhängen verbesserte Prognoseergebnisse zu generieren. Dieser Vorteil wird allerdings durch die Möglichkeit der Datenvorbereitung zur Überführung nicht-linearer in quasi-lineare Abhängigkeiten verringert. Vorteile künstlicher neuronaler Netze bei der Anwendung für Prognosezwecke bestehen in der Anpassungsfähigkeit an die der Prognosevariablen zugrunde liegenden Entstehungsprozesse. Während die Ausführung von Prognoserechnungen dank leistungsfähiger Computer heutzutage kaum einen Nachteil gegenüber Zeitreihenmodellen aufzeigt, kann der Entwicklungsprozess künstlicher neuronaler Netze aufwendiger sein.

3.3 Ökonometrische Modelle

Ökonometrische Modelle zeichnen sich dadurch aus, dass die betrachtete Prognosevariable als eine durch deterministische Faktoren beeinflusste stochastische Größe angesehen wird. Die Annahme der Überlagerung stochastischer und deterministischer Einflüsse ist der Grundgedanke bei der Formulierung dieser Modelle. Zudem werden neben der Berücksichtigung äußerer Einflussgrößen Zusammenhänge zwischen zeitlich verschobenen Ausprägungen der Prognosevariablen, also autoregressive Eigenschaften miteinbezogen [73].

Generell wird bei Prognoseverfahren zwischen univariaten und multivariaten Ansätzen unterschieden. Erstere haben zum Ziel lediglich eine Größe zu prognostizieren, letztere mehrere Größen. Wesentliche Annahmen, die dieser Modellklasse zugrunde liegen, beziehen sich sowohl auf die Verteilung und Autokorrelation der Residuen des Modells als auch auf die Linearität der Zusammenhänge. Besteht das Ziel nichtlineare Zusammenhänge zu erfassen, sind geeignete Vorberechnungen der Eingangsgrößen vorzunehmen [74].

3.3.1 Einfache und multiple lineare Regression

Der Grundgedanke der einfachen linearen Regression ist der, dass die zu prognostizierende Variable in ausreichendem Maß durch eine weitere Größe erklärt werden kann. Ein Beispiel ist die Prognose von Großhandelsstrompreise mit Hilfe der Nachfrage nach elektrischer Energie. In der Regel kann zur Darstellung eines Zusammenhangs zwischen Regressand und Regressor die Berechnung von Korrelationskoeffizienten, wie z.B. dem Pearson'schen Korrelationskoeffizienten hilfreich sein.

Die multiple lineare Regression basiert auf der einfachen linearen Regression und stellt dem Namen nach einen Ansatz dar, der die Prognosevariable mit Hilfe mehrerer äußerer Einflussgrößen zu erklären versucht. Ein Beispiel ist die bereits genannte Prognose von Großhandelsstrompreise mit Hilfe der Nachfrage unter zusätzlicher Berücksichtigung der vorrangigen Einspeisung aus erneuerbaren Energien. Auf einem Markt für elektrische Energie, auf dem Erzeugungstechnologien konstant vorhanden sind und auf dem der Elektrizitätshandel über eine geschlossene Auktion mit Einheitspreisverfahren stattfindet, ist die Nachfrage häufig ein guter Indikator für Handelspreise. Je höher die Nachfrage, desto höher der Preis, da das teuerste noch eingesetzte Kraftwerk den Preis setzt. Besteht auf diesem Markt allerdings ebenso ein Gebot zur vorrangigen Einspeisung aus Erzeugungstechnologien, die einen signifikanten Einfluss auf den Einsatz konventioneller Kraftwerke und damit das jeweils preissetzende Kraftwerk hat, ist es ratsam auch diese Einflussgröße bei einer Regressionsanalyse zu berücksichtigen.

Anders als bei der Last gilt: je größer die Einspeisung erneuerbarer Energien zu kurzfristigen Grenzerzeugungskosten nahe Null, desto geringer der Handelspreis.

Die Bezeichnung linear bezieht sich auf die Annahme linearer Zusammenhänge zwischen Regressand und Regressoren. Sollen dennoch nicht-lineare z.B. multiplikative, quadratische, exponentielle, logarithmische, trigonometrische Zusammenhänge erfasst werden, bieten gegebenenfalls geeignete Linearisierungsverfahren die Möglichkeit hierfür. So ist z.B. bei einer multiplikativen Funktion mittels Logarithmieren eine summativ Funktion zu generieren und die entstehenden logarithmischen Terme durch Substitution in eine nutzbare Form zu bringen.

3.3.2 Autoregressive Moving-Average Modelle und Erweiterungen

Bei Autoregressive Moving-Average Modellen handelt es sich um Kombinationen von Autoregressiven (AR) und Moving-Average Modellen (MA). Prinzipiell können stationäre und invertierbare Zeitreihen jeweils in reiner AR- oder MA-Form dargestellt werden. Allerdings ist hier, um eine gute Approximation zu erreichen, u.U. eine große Anzahl an Parametern notwendig. Folglich bietet es sich an mit einer Mischform zu arbeiten, die i.d.R. mit weniger Parametern auskommt und somit statistisch effizienter schätzbar ist.

Autoregressive Moving Average-Modelle

Die sogenannten Autoregressive Moving Average-Modelle (ARMA-Modelle) kennzeichnen sich dadurch, dass sie die zu erklärende Variable durch additive Überlagerung einerseits zeitverzögerter Ausprägungen derselben Variablen im autoregressiven Anteil und andererseits durch Störgrößen im Moving-Average-Anteil beschreiben [74]. Für die tatsächliche Beobachtungsgröße y_t , die sich aus einem für diesen Zeitpunkt prognostizierten Wert \hat{y}_t und einer stochastischen Störgröße ε_t zusammensetzt, wird zur Berechnung des Prognosewertes ein Ansatz nach Gleichung (3.4) gewählt.

$$y_t = \hat{y}_t + \varepsilon_t = c + \sum_{z=1}^p \alpha_z y_{t-z} + \sum_{z=1}^q \beta_z \varepsilon_{t-z} + \varepsilon_t \quad (3.4)$$

Die Modellordnungen dieses ARMA(p,q)-Ansatzes werden durch die Anzahl p der zu berücksichtigenden zeitlich zurückliegenden Beobachtungen y_{t-z} und die Anzahl q der zu berücksichtigenden zeitlich zurückliegenden Residuen ε_t bestimmt. Für den Fall, dass der Erwartungswert der Zeitreihe nicht gleich bzw. nicht näherungsweise Null ist, wird zusätzlich eine Konstante c berücksichtigt. Die unbekannt Parameter c , α_z und β_z können durch Maximierung der Log-Likelihood-Funktion (vgl. Kap. A.1) geschätzt werden.

Für dieses ökonometrische Modell ist eine grundlegende Annahme, dass für die Funktion der Störgröße ε_t die Normalverteilungsannahme gilt. Gebildet wird die Stör-

größe als Differenz des durch das Modell berechneten Werte \hat{y}_t und der tatsächlich beobachteten Werte y_t :

$$\varepsilon_t = \hat{y}_t - y_t \quad (3.5)$$

Die Parameter der Normalverteilung – Erwartungswert und Standardabweichung – sind zeitinvariant. Die Standardabweichung ist ebenfalls mit der Maximum-Likelihood-Methode zu bestimmen. Der Erwartungswert der Verteilung wird exogen vorgegeben: $E(\varepsilon_t) = \mu = const. = 0$. Darüber hinaus gelten die Bedingungen der Homoskedastizität, d.h. einer über die Zeit konstanten Varianz $Var(\varepsilon_t) = \sigma = const.$, und der paarweisen Unkorreliertheit der Residuen, d.h. einer Kovarianz mit Wert Null $Cov(\varepsilon_t, \varepsilon_{t-n}) = 0$.

Saisonale Effekte

Zur Berücksichtigung von Saisonalitäten, exogenen Regressoren und Mittelwertinstationarität in der zu prognostizierenden Zeitreihe kann der klassische ARMA-Ansatz erweitert werden. Die Erweiterung des ARMA-Ansatzes um *saisonale Einflüsse* ist in den meisten Fällen eine sinnvolle Ergänzung. Saisonale Effekte können in Form von linearen Abhängigkeiten mit unterschiedlichen Frequenzen auftreten. So können z.B. aufeinanderfolgende Werktage ähnliche Verläufe haben. Aber auch im Wochen-, Monats-, Quartals- und Jahrestakt sind oft Regelmäßigkeiten zu beobachten. Die Ursachen für diese Abhängigkeiten sind in drei Kategorien unterteilbar [74]:

- natürliche Ursachen: Schwankungen klimatischer und meteorologischer Größen, hervorgerufen z.B. durch die Erdrotation, den Umlauf der Erde um die Sonne und des Mondes um die Erde;
- institutionelle Ursachen: z.B. Ferienplatzierung, bei ökonomischen Zeitreihen auch Steuer- oder Zahlungsfristen
- Kalenderunregelmäßigkeiten wie z.B. bewegliche Feiertage.

Die Nomenklatur für diese Modellklasse sieht den Namen *saisonale Autoregressive Moving-Average-Modelle* und die Bezeichnung $SARMA(p,q)-(P,Q)_s$ vor. Folgende Gleichung (3.6) stellt die allgemeine Form des SARMA Ansatzes dar:

$$y_t = c + \sum_{z=1}^p \alpha_z y_{t-z} + \sum_{z=1}^q \beta_z \varepsilon_{t-z} + \sum_{z=1}^P \phi_{z \cdot s} y_{t-z \cdot s} + \sum_{z=1}^Q \theta_{z \cdot s} \varepsilon_{t-z \cdot s} + \varepsilon_t \quad (3.6)$$

Analog zum $ARMA(p,q)$ -Modell stehen hier die Modellordnungen P und Q für die Anzahl der in der Gleichung berücksichtigten saisonalen Komponenten vergangener Ausprägungen der Zeitreihe selbst, sowie von vergangenen Residuen bzw. Störgrößen. Der Index s bezeichnet die zeitliche Ausprägung der Saisonalität. Werden z.B. viertelstündliche Daten untersucht, die in Abständen von einem Tag ähnliche Werte zeigen, so

erhält s den Wert 96. Alle $\phi_{z,s}$ und $\theta_{z,s}$ werden mit Hilfe der Maximum-Likelihood-Methode geschätzt.

Exogene Einflüsse

Eine oft verwendete Erweiterung des klassischen ARMA-Ansatzes ist die Berücksichtigung *exogener Einflussgrößen*, vergleiche hierzu beispielsweise [75], [76], [77] oder [78]. Diese Erweiterung der ARMA-Modelle hat große Ähnlichkeit mit dem einfachen oder multiplen linearen Regressionsansatz. Hier werden zusätzliche Abhängigkeiten der zu erklärenden Variablen von äußeren Einflüssen im Modell berücksichtigt. Die Verwendung von binären Variablen, sog. Dummies⁵⁸ und weiteren Größen, wird in der vorliegenden Arbeit vorgeschlagen. Findet eine Berücksichtigung von äußeren Einflussgrößen, auch exogene Regressoren genannt, statt, spricht man von einem *Autoregressive Moving-Average Modell mit exogenen Regressoren*, kurz ARMAX-Ansatz, worin das X für die exogenen Regressoren steht siehe Gleichung (3.7).

$$y_t = c + \sum_{z=1}^p \alpha_z y_{t-z} + \sum_{z=1}^q \beta_z \varepsilon_{t-z} + \sum_{r=1}^R \gamma_r x_{t,r} + \varepsilon_t \quad (3.7)$$

Der Index r steht hier für eine der R Einflussgrößen, $x_{t,r}$ steht für die Ausprägung des Regressores r zum Zeitpunkt t . Wie die Parameter α_z und β_z werden auch alle γ_r des ARMAX(p,q,R)-Ansatzes durch die Maximierung Log-Likelihood-Funktion geschätzt.

Stationarität

Viele Zeitreihen, besonders in der Ökonomie, weisen zeitabhängige Niveaus und Variationen auf und sind somit nicht stationär. Eine mit den ARMA-Modellen eng verwandte Klasse sind die homogen instationären *Autoregressive integrated Moving-Average Modelle*, kurz ARIMA-Modelle. Die Bezeichnung wird gewählt, da die Prognosewerte wieder integriert bzw. im diskreten Fall kumuliert werden müssen. Dies äußert sich darin, dass eine Zeitreihe zwar instationär ist, aber in Teilbereichen durchaus Ähnlichkeiten im Verlauf zeigt. Solche Ähnlichkeiten sind teilweise durch deterministische Trends zu erklären, die mit den oben eingeführten exogenen Regressoren berücksichtigt werden. Darüber hinaus sind allerdings auch stochastische Trends zu berücksichtigen, die nicht durch äußere Faktoren erkennbar beeinflusst werden. Um eine homogen instationäre Zeitreihe von diesen Trends zu bereinigen, kann der Prozess durch ein- oder mehrfache Differenzenbildung in einen differenzenstationären Prozess überführt werden [74].

⁵⁸ Markierung von Wochentagen, Feiertagen und Brückentagen durch entsprechende Abfolgen von Nullen und Einsen. Am Bsp. Montag: Null bedeutet die betrachtete Stunde gehört nicht zu einem Montag, eins bedeutet sie gehört zu einem. Dummies dienen der Berücksichtigung von charakteristischen, d.h. in Teilen wiederkehrenden Verläufen an bestimmten Tagen im Jahresverlauf bzw. von Typtagen.

Folglich liegt ein ARIMA(p,d,q)-Ansatz wie in Gleichung (3.8) vor, bei dem aufgrund von $E(y_t) \approx 0$ die oben eingeführte Konstante c vernachlässigt wird:

$$\Delta^d y_t = \Delta^d \hat{y}_t + \varepsilon_t = \sum_{z=1}^p \alpha_z \Delta^d y_{t-z} + \sum_{z=1}^q \beta_z \varepsilon_{t-z} + \varepsilon_t \quad (3.8)$$

wobei Gleichung (3.9) gilt

$$\Delta^d y_t = \Delta^{d-1} y_t - \Delta^{d-1} y_{t-1} \quad (3.9)$$

Dabei gibt der Index d die Ordnung und Anzahl der Differenzierungsvorgänge an. Als gemischt saisonale Modelle bezeichnet man die Erweiterung der ARIMA-Modelle, bei denen durch saisonale Differenzenbildung der Effekt der saisonalen Instationarität berücksichtigt wird. Dieser kann analog zur nicht-saisonalen Differenzenbildung bei ARIMA-Modellen durch D -faches saisonales Differenzieren eliminiert werden. Die Nomenklatur für diese Modellklasse sieht den Namen *saisonale Autoregressive Moving-Average-Modelle mit exogenen Regressoren* mit der Bezeichnung SARIMAX(p,d,q,R)-(P,D,Q)_s vor. SARIMAX-Modelle beinhalten ARMA-Modelle als einen Spezialfall. So entspricht z.B. ein SARIMAX($1,0,1,0$)-($0,0,0$)_s-Modell einem ARMA($1,1$)-Prozess.

Verfahren zur Festlegung des ökonometrischen Modellansatzes

Für die Wahl eines geeigneten Prognosemodells ist der Ansatz von Box-Jenkins geeignet. Er gliedert sich nach [73] in die Schritte 1.) der vorbereitenden Datenanalyse und -bearbeitung sowie die Festlegung einer Modellordnung, 2.) die Schätzung der Parameter des gewählten Modells, 3.) die Evaluation der Schätzung und 4.) die Anwendung des angepassten Modells zur Prognose sowie schließlich 5.) die Beurteilung der Prognosegüte mit Hilfe von Fehlermaßen. Abbildung 3.4 gibt einen schematischen Überblick über die Schritte des Box-Jenkins-Verfahrens und deutet an, dass die Möglichkeit einer Rekursion besteht. Werden in den Schritten 3 und 5 eine schlechte Schätz- oder eine verbesserungswürdige Prognosegüte ermittelt, können die vorhergehenden Schritte erneut durchgeführt werden.

Anhand dieses strukturierten Vorgehens können mehrere Modellklassen und -ordnungen getestet und somit verschiedene Modellansätze miteinander verglichen werden. Ein wesentlicher Aspekt des Box-Jenkins-Verfahrens nach [73] ist das *Prinzip der Sparsamkeit*. Dies besagt, dass im ersten Verfahrensschritt der Modellidentifikation nur dann ein komplexerer Ansatz gewählt werden soll, wenn die Abbildungsgüte des Modells signifikant steigt. Anders herum ausgedrückt, sollte im Zweifelsfall das jeweils einfachere Prognosemodell dem komplexeren vorgezogen werden. Die Beurteilung der Komplexität eines Ansatzes ist v.a. in der Anzahl der verwendeten Parameter zu sehen,

die bei der Modellanpassung geschätzt werden müssen. Maße für die Abbildungsgüte eines Ansatzes sind auf Basis der Schätzergebnisse zu bestimmen.

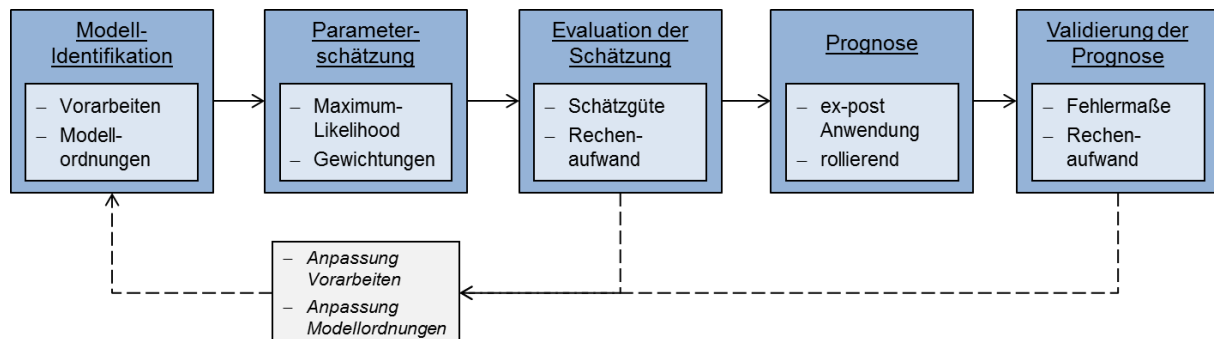


Abbildung 3.4: Schritte der Prognosemodellentwicklung und -anwendung⁵⁹

Die einzelnen Schritte des Box-Jenkins-Verfahrens werden nun näher beschrieben, siehe dazu auch die Ausführungen in [74].

- Schritt 1 – Modellidentifikation:** Soweit möglich sollte vor der Durchführung von Schätzung und Prognose eine etwaige zeitliche instationäre Varianz stabilisiert werden. Treten sogenannte Varianzcluster auf, ist die statische Verteilungsannahme bedingt sinnvoll. Bei einer zeitlich veränderlichen Varianz wird auch von Heteroskedastizität gesprochen. Möglichkeiten der Varianzstabilisierung bestehen in der Logarithmierung oder auch der Box-Cox-Transformation der Prognosevariablen. Anschaulich formuliert resultiert diese Transformation darin, dass Werte mit ursprünglich großen Differenzen vom Erwartungswert näher an diesen herangeführt werden. Kann die Varianzstabilisierung nicht vollständig erfolgen, stehen als Alternative Modellansätze der GARCH-Familie zur Verfügung. Diese ermöglichen zusätzlich zur Schätzung der ARMA-Parameter ebenso die Schätzung einer zeitabhängigen Standardabweichung der dem Residuenprozess zugrunde liegenden Normalverteilung. Des Weiteren können auch veränderliche Verteilungen über Switching-Regime und Gaussian-Mixture-Ansätze angewandt werden auf die hier nicht näher eingegangen wird – siehe dazu [75]. Neben der Stabilisierung der Varianz geht es in diesem Verfahrensschritt auch um die Filterung der Instationarität der Zeitreihe der Prognosevariablen selbst. Hierzu stehen üblicherweise Differenzenfilter über unterschiedliche Zeitabschnitte und in unterschiedlicher überlagerter Anzahl und Transformationen wie z.B. die Box-Cox-Transformation, Logarithmen oder logistische Transformation zur Verfügung. Unter Instationarität wird in diesem Zusammenhang v.a. ein sich im Zeitverlauf ändernder Erwartungswert verstanden. Ob eine solche Abweichung der Stationarität vorhanden ist, kann

⁵⁹ Eigene Darstellung in Anlehnung an [73] und [74].

durch Hypothesentest wie dem (augmented) Dickey-Fuller--Test bestimmt werden. Des Weiteren sind in diesem Verfahrensschritt etwaige Trends zu berücksichtigen und möglichst zu bereinigen. Schließlich sind als eigentliches Ziel des ersten Schrittes des Box-Jenkins-Verfahrens die Modellstruktur und -ordnung festzulegen. Es ist zu klären, ob ein reines autoregressives, ein reines moving-average oder ein gemischtes ARMA-Modell in Frage kommt. Zudem muss festgelegt werden, welche Anzahl an Parameter berücksichtigt wird. Es sind die saisonalen und exogenen Einflüsse zu identifizieren und in die Modellstruktur zu übernehmen. Als Grundlage für die Festlegung der ARMA-Modellordnungen sowie der saisonalen Komponenten des SARMA-Ansatzes werden in der Regel die Autokorrelations- und die partielle Autokorrelationsfunktion verwendet. Die Autokorrelationsfunktion (ACF) stellt die Abhängigkeit der Prognosevariablen zu vorhergehenden Ausprägungen dar. Die partielle Autokorrelationsfunktion (PACF) ermittelt ebenso diese Zusammenhänge, allerdings unter Herausrechnung der jeweils zwischenliegenden Zeitschritte. Im Rahmen des Box-Jenkins-Verfahrens werden die ACF zur Ermittlung der MA-Modellordnung und die PACF zur Ermittlung der AR-Modellordnung herangezogen. Schließlich kann die Rekursionsoption im Box-Jenkins-Verfahren genutzt werden, um bei Unsicherheit über die passende Modellordnung mehrere Modelle zu schätzen und anschließend zusätzlich anhand der Schätzgüte vergleichend zu beurteilen.

- **Schritt 2 – Parameterschätzung:** Die Schätzung der zuvor festgelegten Modellparameter erfolgt mit Hilfe der Log-Likelihood-Methode. Diese ist allgemeiner als die üblicherweise bei Regressionsmodellen verwendete Methode der kleinsten Fehlerquadrate und kann auch bei nichtlinearen Zusammenhängen zum Einsatz kommen [74]. Grundsätzlich besteht das Ziel der Schätzung in der Anpassung des gewählten Modells an einen Trainingsdatensatz durch Bestimmung der Parameter. Somit ist auch dieser Trainingsdatensatz in geeigneter Form auszuwählen. Hierbei besteht die Herausforderung, eine für die statistische Häufigkeitsverteilung der Prognosevariablen repräsentativen Ausschnitt der Zeitreihe zu identifizieren. Wenn sich die Verteilung über die Zeit ändert, kann dies dazu führen, dass ein eher kurzer Schätzzeitraum gewählt wird.
- **Schritt 3 – Evaluation der Schätzung:** Die Log-Likelihood-Methode liefert als Ergebnisse sowohl die angestrebten Modellparameter, als auch die Log-Likelihood-Funktion selbst. Diese gibt die Wahrscheinlichkeit dafür an, dass der geschätzte Parametersatz, der für die Prognoseaufgabe geeignet ist. Eine größere Wahrscheinlichkeit spricht demnach für eine verbesserte Anpassung des Modells an die Prognosevariable. Zudem stehen weitere Maße zur Beurteilung der Anpassungs- und Schätzgüte von ökonomischen Modellen zur Verfügung, wie z.B. das Akaike-[79] und das Schwarz-Bayes-Informationskriterium [80]. Diese Kriterien beziehen

zusätzlich zur Log-Likelihood-Funktion auch die Anzahl der im Schätzprozess verwendeten Parameter sowie die Größe der verwendeten Stichprobe zur Schätzung mit ein. Der Log-Ratio-Test bietet darüber hinaus die Möglichkeit, zwei Modellansätze anhand ihrer Schätzgüte vergleichend zu testen. Dabei wird ein Modell zunächst um einen Parameter erweitert. Der erweiterte Ansatz wird anschließend mit dem ursprünglichen Modell verglichen, um den Beitrag des zusätzlichen Parameters für die Schätzgüte zu bewerten. Schließlich ist die Signifikanz der verwendeten Parameter zu überprüfen. Parametersignifikanz ist gegeben, wenn der geschätzte Parameter einen wesentlichen Beitrag zur Erklärung der Prognosevariablen liefert. Hierzu kann z.B. der t-Test angewandt werden, der den Parameterwert eine Teststatistik auf Basis der Student-t-Verteilung ermittelt und diese mit einem Standardwert bei vorgegebenem Unsicherheitsniveau vergleicht. In ähnlicher Form kann der F-Test angewendet werden, um den gesamten geschätzten Parametersatz als Ganzes auf Signifikanz hin zu überprüfen [81]. Wird ein Parameter als signifikant erachtet – und hierbei sollte ein längerer Prognosezeitraum betrachtet werden –, kann er im Modell verbleiben.

- **Schritt 4 – Prognose:** Um ein Prognosemodell auf seine Eignung für den operativen Einsatz zu testen, ist es ratsam, möglichst reale Bedingungen in der Testumgebung aufzubauen. Bei der operativen Anwendung eines Prognosemodells sind stets betriebliche Randbedingungen wie eine konstante Datenverfügbarkeit, eine akzeptable Rechendauer sowie die Verwendung geeigneter Software zu berücksichtigen. Soll eine Aussage über die langfristige Eignung eines Prognosemodells getroffen werden, ist die testweise Anwendung in einer ex-post-Betrachtung für einen längeren historischen Zeitraum unter angenommenen realen Bedingungen durchzuführen. Wird zudem angestrebt, in regelmäßigen Abständen eine Prognose zu erstellen, sollte in der Testumgebung die Anwendung in rollierender Form stattfinden. Hierbei wird der gleiche Prognoseprozess inklusive Datenvorbereitung, Parameterschätzung und Prognoserechnung mehrfach nacheinander ausgeführt und die Datenbasis und der hypothetische Startzeitpunkt jeweils z.B. um einen Zeitschritt weiter in die Zukunft gerollt, so dass bei jeder erneuten Ausführung von jeweils jüngeren Informationen ausgegangen wird. Hierbei sind die in der Realität vorkommenden Verfügbarkeiten der Eingangsdaten zu beachten. In dieser Form kann folglich die Eignung eines oder mehrerer Prognosemodelle für den operativen Betrieb vergleichend beurteilt werden. Da das Ziel der vorliegenden Arbeit die Entwicklung eines Netzverlustprognoseverfahrens für den tatsächlichen operativen Einsatz bei Netzbetreibern ist, wird der hier beschriebenen Vorgehensweise gefolgt. Erläuterungen zur Auswahl der für die Netzverlustprognose verwendeten Prognosemodelle sind in Kapitel 4.2 zu finden.

- **Schritt 5 – Validierung der Prognose:** Zur Validierung der Prognoseergebnisse stehen vielfältige statistische Fehlermaße zur Verfügung. Zum einen werden die absoluten Prognosefehler und zum anderen die relativen Prognosefehler betrachtet. Absolute Fehlermaße sind etwa der mittlere Fehler ME (mean error), der mittlere absolute Fehler MAE (mean absolute error) und die Wurzel des mittleren quadratischen Fehlers RMSE (root mean squared error). Relative Fehlermaßen sind etwa das Bestimmtheitsmaß R^2 , der mittlere prozentuale Fehler MPE (mean percentage error), der mittlere betragliche prozentuale Fehler MAPE (mean absolute percentage error) und die relative oder normierte Wurzel des mittleren quadratischen Fehlers RRMSE (relative/normed root mean squared error). Sowohl der ME als auch der MPE liefern eine Aussage über die Erwartungswerttreue einer Prognose. Allerdings können sie keine Aussage über die Höhe der Fehler machen. Nehmen sie den Wert Null an, bedeutet dies nicht, dass eine perfekte Prognose vorliegt, sondern lediglich, dass der Erwartungswert der Prognose dem Erwartungswert der Messwerte entspricht. Die größte Schwäche dabei ist der Ausgleichseffekt der positiven und negativen Fehlerwerte. Je größer der Betrachtungszeitraum bei der Ermittlung des Fehlermaßes, desto deutlicher weist eine Abweichung dieser Fehlermaße von Null auf eine Über- und Unterbestimmung der Messwerte durch die Prognose hin. Die Fehlermaße MAE und RMSE ermöglichen eine Beurteilung der Höhe der auftretenden Prognosefehler. Dabei werden durch die Quadrierung beim RMSE höher Fehler stärker gewichtet, wodurch dieses Fehlermaß stets höher ausfällt als der MAE. Sowohl der MAPE als auch der RRMSE machen Angaben in Prozent und erlauben es demnach auch, Prognosen unterschiedlicher Größen miteinander zu vergleichen. Eine Schwierigkeit stellt dabei die Normierung des RMSE zum RRMSE dar. Wird für verschiedene Prognosen nicht die gleiche Größe zur Normierung herangezogen, ist die Vergleichbarkeit anhand dieses Fehlermaßes nicht gegeben. Eine Möglichkeit zur Normierung ist der arithmetische Mittelwert der Prognosevariablen. Eine weitere Möglichkeit ist eine Normierung mit Hilfe eines Streuungsmaßes, wie etwa der Schwankungsbreite oder Standardabweichung der realen Messwerte im Prognosezeitraum. Anhand des Bestimmtheitsmaßes wird schließlich erfasst, welcher Teil der Streuung der Prognosevariablen durch die Prognose erklärt wird.

4 Entwicklung eines Prognoseverfahrens für Netzverluste

Unter den oben genannten Rahmenbedingungen besteht das Ziel der vorliegenden Arbeit darin, ein geeignetes Prognoseverfahren für die untertägige und vortägliche Prognose für Netzverluste zu entwickeln. Dieses soll sowohl eine möglichst gute als auch stabile Prognosegüte gewährleisten. Die zuvor in Kapitel 3 erläuterten Klassen von Prognoseansätzen stehen grundsätzlich zur Entwicklung eines Prognosemodells zur Verfügung. Deren Eignung für verschiedene Prognoseanwendungen wurde in der Fachliteratur bereits dargelegt, siehe z.B. [82], [75] oder [76]. Diese und weitere veröffentlichte Arbeiten verdeutlichen zum einen die große Bedeutung von Prognosen in der Energiewirtschaft im Allgemeinen. Zum anderen werden die vielfältigen Anwendungsmöglichkeiten von ökonometrischen Ansätzen aufgezeigt. Für die Anwendung von Prognoseansätzen explizit auf Netzverluste sind jedoch nur wenige Arbeiten bekannt.

Eine vergleichsweise junge Arbeit in diesem Themenfeld stellt die Prognosemodellentwicklung von Klaiber et al. in [83] dar. Diese ist zugleich eine aktuelle Arbeit im deutschsprachigen Raum, die sich direkt mit der Prognose von Netzverluste in Übertragungsnetzen auseinandersetzt. Die Autoren entwickeln in Ihrer Arbeit künstliche neuronale Netze und wenden diese zur Prognose der Netzverluste des Netzes der *transpower Stromübertragungs GmbH*⁶⁰ an. Ebenso weisen sie auf die Bedeutung der Identifikation der wesentlichen Einflussgrößen der Netzverluste hin. Deren Korrelationen seien zeitabhängig. Ein sich automatisch anpassendes System ermögliche die Berücksichtigung dieser zeitlich veränderlichen Zusammenhänge. Ein Vergleich dieser Arbeit mit anderen Prognosefragestellungen ist insbesondere im Hinblick auf die Prognosegüte nicht möglich, da die Autoren lediglich qualitative Aussagen, jedoch ohne quantitative Angaben z.B. mit Hilfe von Fehlermaßen machen. Es ist anzunehmen, dass die als erfolgreich bezeichnete Prognose für einen Zeitraum entwickelt wurde, in der neben den Verlusten in der Höchstspannungsebene auch die Verluste der 110kV-Netzebene gehörten, siehe auch [36] und [84]. In diesem Fall ist der Zusammenhang der elektrischen Verluste in Verteilnetzen mit der Verbraucherlast ein wichtiger Vorteil für die Erstellung einer

⁶⁰ Die *transpower Stromübertragungs GmbH* war bis 2009 eine Tochterfirma der EON AG und wurde 2009 an den niederländischen Übertragungsnetzbetreiber Tennet Holding B.V. verkauft und firmiert seitdem unter dem Namen Tennet TSO GmbH [36].

Netzverlustprognose⁶¹, siehe dazu auch [85]. Die im Höchstspannungsbereich entstehenden Netzverluste sind zudem durch andere Faktoren wie z.B. Transite beeinflusst und weniger stark von der Last abhängig. Ein Vergleich der Arbeit von Klaiber et al. mit der in der vorliegenden Arbeit betrachteten Prognoseaufgabe ist folglich auch daher nur begrenzt möglich.

Reijc und Pantoš entwickeln in [86] ein Prognoseverfahren für Netzverluste des Übertragungsnetzes in Slowenien. Dieses Verfahren basiere im Wesentlichen auf einer Lastflussrechnung für das betrachtete Netzgebiet mit zuvor getrennt prognostizierter Last, Erzeugung und Netztopologie als Ausgangspunkte. Im ersten Schritt wird ein Clusteralgorithmus zur Ermittlung sich ähnelnder Tagesverläufe der Last- und Erzeugungszeitreihen verwendet. Die aus dieser Clusterung resultierenden Gewichtungsfaktoren für einzelne Tagesverläufe werden schließlich als exogene Regressoren bei der multiplen linearen Regression (siehe Kapitel 3.3.1) zur Prognose der Netzlast berücksichtigt. Neben diesen berücksichtigen die Autoren den Temperaturverlauf und die Wolkenbedeckung bei der Lastprognose. Zusätzlich werde ein Moving Average Ansatz (siehe Kapitel 3.2) auf Basis historischer Lasttagesverläufe und der in der Clusterung ermittelten Gewichtungsfaktoren sowie ein künstliches neuronales Netz (siehe Kapitel 3.3.2) auf der Basis der gleichen Eingangsdaten wie im Falle des Regressionsansatzes verwendet. Die drei Prognoseansätze würden anhand der jeweiligen historischen Prognosefehler gewichtet und zu einer Lastprognose zusammengefasst. Die Lastprognose verwenden die Autoren wiederum als Eingangsgröße für die Prognose der Elektrizitätserzeugung. Weitere Einflussfaktoren seien der Niederschlag wie auch die Windgeschwindigkeit. Auch hier werde die Prognose aus der gewichteten Summe eines Regressionsansatzes und eines künstlichen neuronalen Netzes erstellt. Letztlich stellen die Prognosegrößen Last und Erzeugung sowie Annahmen zur erwarteten Netztopologie auf Basis der veröffentlichten Wartungs- und Instandhaltungszeitpläne der Übertragungsnetzbetreiber die Eingangsdaten für eine Lastflussrechnung des Übertragungsnetzes dar. Die Prognosegüte ihres Prognoseansatzes ermitteln *Reijc und Pantoš* anhand eines einmonatigen Prognosezeitraums in zwei Varianten: im ersten Fall wird von perfekter Datenverfügbarkeit aller Eingangsdaten ausgegangen, im zweiten Fall von einer eingeschränkten Verfügbarkeit der Wetterprognosen. Anhand der Darstellung des zweiten Falls kann mit Hilfe der Gewichtungsfaktoren erkannt werden, dass der ökonomische Moving Average Ansatz die mit Abstand wichtigste Basis des gewichteten Prognosemodells für Netzverluste darstellt. Bei geringerer Datenverfügbarkeit, d.h. mit weniger zur Verfügung stehenden äußeren Einflussgrößen schneidet der ökonomische Ansatz im Sinne einer guten Prognosegröße bei Weitem besser ab, als die multiple lineare Regression und das künst-

⁶¹ Dies wird auch durch die umgekehrte Proportionalität der ohmschen Verluste zum Spannungsquadrat belegt, was in Kapitel 2.2.2 bereits näher erläutert wurde. Aufgrund der bekannten Zusammenhänge der Verbraucherlast z.B. mit der jeweiligen Bevölkerungsstruktur, mit dem Kalender oder Wochenverlauf sowie der Umgebungstemperatur ermöglicht eine gute Lastprognose, vergleich hierzu z.B. [86].

liche neuronale Netz. In diesem Fall liege der mittlere absolute prozentuale Fehler deutlich niedriger als der der kombinierten Prognose. Folglich führt die Berücksichtigung des künstlichen neuronalen Netzes und der Regressionsmethode in dieser Arbeit zu keiner Verbesserung der Prognosegüte.

Über diese beiden Arbeiten hinaus, die sich explizit mit der Prognose von Netzverlusten in Übertragungsnetzen beschäftigen, sind auch Arbeiten, die sich in einem weiteren Sinne mit Netzverlusten beschäftigen, von Interesse. Aus der verfügbaren Literatur ist ein Themenschwerpunkt zu identifizieren, bei dem es um die Entwicklung von Methoden für die verursachergerechte Zuordnung von Netzverlustanteilen geht. Die hierbei häufig auftretende Fragestellung besteht darin, die auftretenden Netzverluste in Anteile je Erzeugungs- oder Verbrauchseinheit oder auch je Handelsgeschäft zwischen zwei Handelspartnern aufzutrennen. Das Ziel dabei ist eine möglichst verursachergerechte Zuordnung von Kosten zum Ausgleich von Netzverlusten – siehe dazu z.B. [87], [88], [89], [90], [91], [92] und [93]. In der deutschen Elektrizitätsmarktregulierung ist die Allokation von Kosten nicht nur für Netzverluste, sondern auch für andere Dienstleistungen der Netzbetreiber, wie z.B. operative Kosten für Regelleistung und Instandhaltung oder Kapitalkosten für Netzverstärkung und Ausbau, über die Erhebung von Netznutzungsentgelten geregelt, siehe StromNEV § 3 ff, [32]. Diese werden von den verschiedenen Netzbetreibern (Übertragungs- und Verteilnetzbetreiber) individuell und unter Vorbehalt der regulatorischen Genehmigung der Bundesnetzagentur ermittelt und von den Verbrauchern in Abhängigkeit der von ihnen jeweils aus dem Elektrizitätsnetz entnommenen elektrischen Energie entrichtet.

Neben den genannten Arbeiten zu Übertragungsnetzverlusten sind Ausführungen auch bezüglich Netzverluste in Verteilnetzen für die vorliegende Arbeit teilweise von Relevanz. In Verteilnetzen besteht zusätzlich zur Prognoseaufgabe für Netzverluste die Herausforderung, eine geeignete Datenbasis hierfür zu schaffen. Die für die Ermittlung der Netzverluste relevanten zeitvarianten Messgrößen Wirkleistungstransport und Spannung sind in Übertragungsnetzen, wie auch auf der Hochspannungsebene in der Regel in redundanter Häufung vorhanden. In Mittel- und Niederspannungsnetzen ist die Datenerfassung aufgrund der deutlich größeren Anzahl an Betriebsmitteln aufwändiger. Daher liegen hier nicht für alle Betriebsmittel Messdaten vor, siehe z.B. [94] und [95]. Die Erfassung der Verlustenergie in diesen weit verzweigten Netzen muss daher mittels indirekter Verfahren erfolgen. Ein solches Verfahren stellen *Schau und Novitsky* in [85] vor. Die Autoren entwickeln ein Verfahren für die separate Ermittlung von lastabhängigen und lastunabhängigen elektrischen Verlusten, das im Ergebnis Werte für verschiedene Spannungsebenen in einem städtischen Verteilnetz bereitstellt. Die Basis für die Ermittlung von lastabhängigen Verlusten ist die Lastflussberechnung mit Hilfe einer äquivalenten Netzabbildung. Die berechneten Verluste werden ins Verhältnis zur übertragenen elektrischen Arbeit, der maximalen Verlustleistung innerhalb eines Jahres und

eines Äquivalenzfaktors gesetzt. Die Ermittlung von lastunabhängigen Verlusten geschieht über die Annahme von Mittelwerten der Verlustarbeit je Transportleitung, Transformator und anderer Betriebsmittel wie verschiedener Messgeräte. Mit Hilfe einer polynomialen Regressionsanalyse wird die Abhängigkeit der Netzverluste von der Verbraucherlast empirisch berechnet. Wird nun eine Ganglinie für den stündlichen Lastverlauf im betrachteten Netzgebiet zu Grunde gelegt, kann mit Hilfe des Verfahrens je eine Verlustganglinie pro Spannungsebene berechnet werden. Somit steht die Datenbasis für die Prognose von Netzverlusten auch in Verteilnetzen zur Verfügung. Im Sinne der vorliegenden Arbeit ist aus dieser Abhandlung der starke und signifikante Zusammenhang der Verteilnetzverluste mit der Verbraucherlast von Relevanz. Dieser Sachverhalt ist insbesondere für die Prognose von Transformatorverlusten für die Umspannung zwischen Übertragungs- und Verteilnetz von Bedeutung.

Wie in Kapitel 2.2.3 bereits erläutert, sind die Energieverluste beim Transport von Elektrizität vor allem von der übertragenen Leistung abhängig. Andere Einflüsse, wie die Spannung, die Leiterlänge und Materialeigenschaften üben nur einen kleinen Einfluss auf die Höhe der Energieverluste aus. Darüber hinaus sind hierzu Informationen bei den Netzbetreibern verfügbar. Somit führt ein Weg einer Netzverlustprognose entsprechend des Zusammenhangs in Gleichung (2.7) über die Ermittlung der transportierten elektrischen Leistung. Dies gelingt durch die Methode der komplexen Lastflussberechnung, siehe Abschnitt 3.1. Jedoch ist deren Durchführbarkeit davon abhängig, ob neben den technischen Betriebsmitteldaten auch die notwendigen varianten Eingangsgrößen, wie knotenpunktgenaue Einspeisungen und Entnahmen für den Prognosezeitraum adäquat vorhergesagt werden können. Sind Letztere nicht verfügbar, führt auch der Prognoseweg über die Lastflussrechnung nicht zum Ziel. Daher ist es sinnvoll, andere Verfahren einzubeziehen, die trotz der Unsicherheit sowohl über die Verfügbarkeit als auch die Stärke des Einflusses äußerer Faktoren anwendbar sind.

In der vorliegenden Arbeit werden Prognosemodelle auf Basis ökonomischer Ansätze entwickelt. In zahlreichen Veröffentlichungen, meist zur Modellierung von Preisprozessen oder von Nachfragelastgängen, haben diese Modelle bereits Anwendung gefunden, vergleiche hierzu z.B. [82], [96], [97], [98], [99], [76] und [75]. Zudem ergibt sich aus der obigen Darstellung eines Auszugs der vorhandenen Literatur zu dieser Prognoseaufgabe die Eignung der ökonomischen Modelle insbesondere dann, wenn entweder die Einflussfaktoren nicht bekannt oder keine entsprechenden Informationen über die Einflussfaktoren verfügbar sind.

Entsprechend des in Kapitel 3.3.2 erläuterten Ansatzes nach Box-Jenkins findet die Entwicklung eines Prognoseverfahrens für Netzverluste in mehreren aufeinanderfolgenden Schritten sukzessive statt. Hierzu wird im Folgenden zunächst die Datengrundlage der Prognosemodellentwicklung in Kapitel 4.1 analysiert. In Kapitel 4.2 werden im Anschluss die Identifikation und Entwicklung geeigneter Ansätze zur Prognose von

Netzverlusten beschrieben. Dafür werden ökonometrische Ansätze herangezogen, die sowohl die Berücksichtigung zeitlich zurückliegender Ausprägungen der Prognosevariablen selbst, als auch von äußeren und stochastischen Einflüssen ermöglichen. Kapitel 4.3 beinhaltet schließlich Ausführungen zur Gewährleistung eines stabilen operativen Ablaufs der Anwendung der entwickelten Prognosemodelle.

4.1 Analyse der Energieverluste in Leitungen und Transformatoren

Netzbetreibern stehen wie in Kapitel 2.3 beschrieben zwei definierte Wege zur Ermittlung von Netzverlusten zur Verfügung – die Randbilanz als Differenzmessung und die Berechnung aus Snapshots mittels Lastflussrechnung. Werden von einem Netzbetreiber Netzverluste für ihr jeweiliges Netzgebiet mit Hilfe einer Randbilanz als Differenz zwischen der Summe aller Einspeisungen und der Summe aller Entnahmen erfasst, können dabei Transformatorverluste direkt durch ober- und unterspannungsseitige Messung abgegrenzt werden. Die Größe der Leitungsverluste wird in diesem Fall anschließend indirekt als Differenz zwischen den festgestellten Gesamtverlusten und den Transformatorverlusten ermittelt. Folglich enthält die Größe Leitungsverluste neben den Stromwärmeverlusten in Freileitungen und Kabeln ebenfalls den im Rahmen der Netzverluste anrechenbaren technisch bedingten Stromverbrauch in Mess- und Steueranlagen des Übertragungsnetzes, siehe [3]. Somit stehen für die Gesamtnetzverluste zwei Zeitreihen zur Verfügung, die jeweils von unterschiedlichen äußeren Größen beeinflusst sind.

Die aus der Randbilanz stammenden Netzverlustistwerte (siehe Kapitel 2.3) stehen aufgrund des Datenerhebungsprozesses nur mit einer zeitlichen Verzögerung von einem bis mehreren Tagen zur Verfügung [100]. Die aus dem Netzleitsystem über Snapshots gewonnenen betriebsmittelscharfen Verlustenergiedaten (siehe Kapitel 2.3) stehen dagegen mit nur wenigen Minuten Verzögerung zur Verfügung [100]. Ein geringerer Zeitverzug der Datenverfügbarkeit ist in Anbetracht der Realisierung eines kürzeren Prognosehorizonts als ein Vorteil anzusehen. Auch die Möglichkeit der betriebsmittelscharfen Datenanalyse ist ein zusätzlicher Vorteil der Snapshot-Datenquelle. In der vorliegenden Arbeit werden Prognosemodelle daher auf Basis von Snapshotdaten entwickelt. Prognosefehler sind gegenüber den im Verlustenergiebilanzkreis verwendeten Ist-Werten zu berechnen. Für den zu erwartenden Fall, dass die abrechnungsrelevanten Ist-Werte mit Hilfe einer Randbilanz ermittelt werden, stellen die Differenzen zwischen den beiden Datenquellen folglich eine Prognoseungenauigkeit dar. Hiervon wird in der vorliegenden Arbeit ausgegangen.

4.1.1 Zeitreihen- und Verteilungsanalyse

Als Datengrundlage für die folgenden Analysen werden Daten der Jahre 2010 bis 2013 betrachtet, wobei die Zeitreihen- und Verteilungsanalyse sowie die Prognosemodellentwicklung auf den Jahren 2010 und 2011 basieren. Die Daten der Jahre 2012 und 2013 werden im Anschluss zur weiteren Validierung des Prognosemodells herangezogen. Sowohl die Datenanalyse als auch die Prognosemodellentwicklung finden auf Basis realer Daten des Übertragungsnetzes der TransnetBW GmbH⁶² statt. Ausführungen zur Eignung des entwickelten Prognosemodells für andere Netzgebiete sind in Kapitel 5.4 zu finden.

Da die Netzverluste in einem eigenen Bilanzkreis erfasst und im Rahmen der Bilanzkreisabrechnung der Netzbetreiber berücksichtigt werden (siehe Kap. 2.1.4), findet die Datenerfassung in 15-minütiger Auflösung statt. Zudem ist die kleinstmögliche Lieferperiode börslich gehandelter Produkte ebenso die Viertelstunde [44]. Folglich werden in dieser Arbeit Zeitreihen in viertelstündlicher Auflösung betrachtet. Abbildung 4.1 gibt die viertelstündlichen Ganglinien der Leitungs- und Transformatorverluste in normierter Form wieder. Die Normierung erfolgt jeweils durch Division mit dem maximalen Wert der Zeitreihe im Betrachtungszeitraum, um trotz des Schutzes von nicht öffentlichen Daten die Charakteristika des Verlaufs Netzverluste aufzuzeigen.

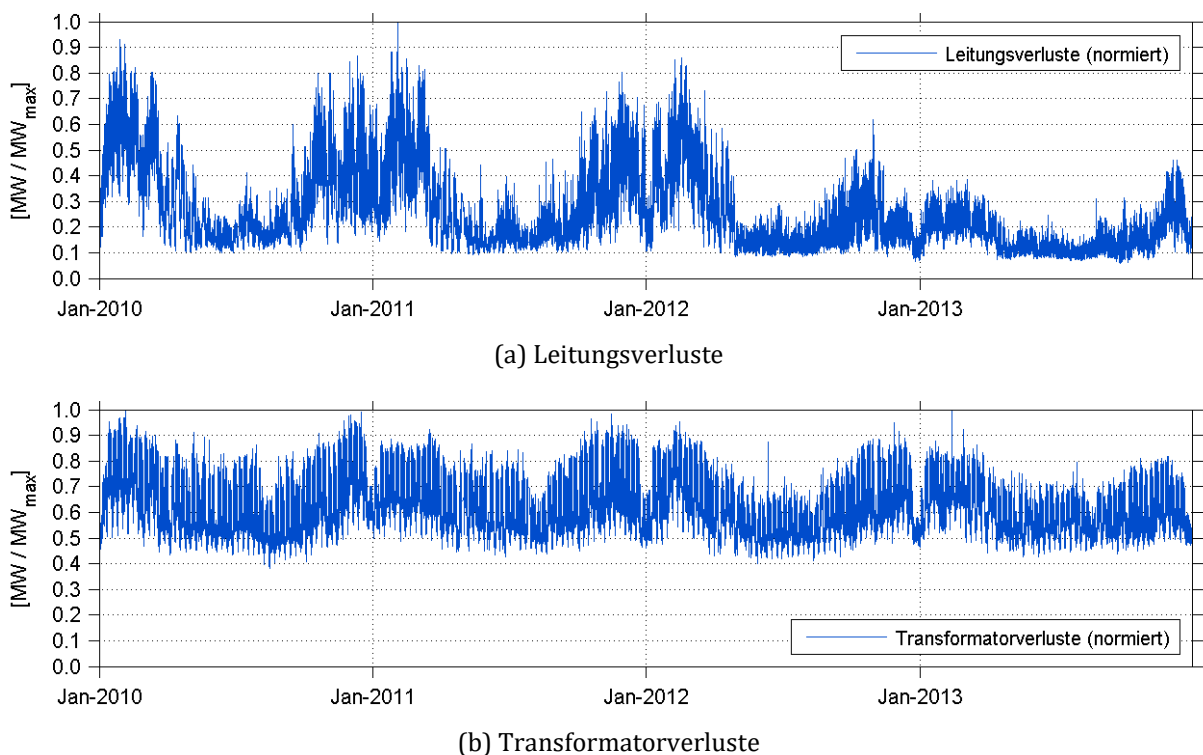


Abbildung 4.1: Normierte Ganglinien der Leitungs- und Transformatorverluste

⁶² Bis zum 01.03.2012 firmierte die TransnetBW GmbH unter dem Namen EnBW Transportnetze AG; siehe auch Kapitel 2.1.4.

Die Leitungsverluste zeigen einen ausgeprägten saisonalen Jahresgang. In den Monaten November bis März nehmen sie teilweise mehr als doppelt so hohe Werte als in den Monaten Mai bis September an. Die Monate April und Oktober sind als Übergangszeiträume durch stark schwankende mittlere Niveaus charakterisiert. Auch aufgrund des Rückgangs der Netzverluste im Winterhalbjahr 2012/2013 ist dieser Zeitraum bei der Anwendung der Prognosemodelle in Kapitel 5 berücksichtigt.

Der saisonale Jahresgang der Transformatorverluste ist ebenso durch höhere Werte in den Wintermonaten gekennzeichnet. Der saisonale Jahresgang ist allerdings weniger stark ausgeprägt als bei den Leitungsverlusten. Zudem ist ein leichter Rückgang der Transformatorverluste über die betrachteten Jahre zu beobachten. In den Sommermonaten nehmen die Transformatorverluste folgerichtig einen höheren Anteil an den Gesamtverlusten ein. Dies ist insbesondere durch den starken Rückgang der Leitungsverluste und folglich der Gesamtverluste in dieser Jahreszeit zu erklären. Dennoch ist der Anteil der Leitungsverluste an den Gesamtverlusten dauerhaft größer 50 %.

Für die statistische Analyse der Netzverlustzeitreihen sind in Tabelle 4.1 Kennzahlen zu globalen Eigenschaften der Zeitreihen dargestellt. Die Anzahl der Messwerte im Betrachtungszeitraum ist durch die viertelstündliche Auflösung der Daten groß und stellt damit eine ausreichende Stichprobengröße dar. Der größere Mittelwert der Transformatorverluste gegenüber den Leitungsverlusten ist durch die Normierung der Zeitreihen mit ihrem jeweiligen Maximum zu erklären. Leitungsverluste sind im Mittel größer als Transformatorverluste. Dies ist u.a. dadurch zu erklären, dass Leitungen nicht nur den Transport zwischen Erzeugungseinheiten und Lasten übernehmen, sondern darüber hinaus für Transite durch ein Netzgebiet zur Verfügung stehen. Mittelwert und Median sind für Transformatorverluste nahezu gleich, wohingegen bei diesen beiden Kennzahlen für Leitungsverluste ein Unterschied von 18 % besteht. Dies ist ein erster Hinweis auf eine nichtsymmetrische Häufigkeitsverteilung der Leitungsverluste.

Die starke Streuung der Leitungsverluste, gekennzeichnet durch eine hohe Standardabweichung, muss bei der Prognosemodellentwicklung Rechnung getragen werden [101]. Je größer die Schwankungen der zu prognostizierenden Zeitreihe, desto wahrscheinlicher sind größere Prognosefehler. Die Standardabweichung gibt als zweites Moment der Verteilungsanalyse die Streuung der Betrachtungsgröße um den Erwartungswert wieder. Bei den Leitungsverlusten beträgt die Standardabweichung 53 % des arithmetischen Mittelwerts. Die Verteilung der Transformatorverluste zeigt dagegen eine Standardabweichung von lediglich 18 % des Mittelwerts, siehe Tabelle 4.1. Dies bedeutet eine deutlich stärkere Streuung der Messwerte für Leitungs- als für Transformatorverluste. In Abbildung 4.2 sind die Verläufe der wöchentlichen Standardabweichungen der Leitungsverluste und der Transformatorverluste dargestellt. Die Werte der Leitungsverluste liegen zwischen 5 bis über 20 % des Maximums der Leitungsverluste im Betrachtungszeitraum. Die Standardabweichung der Transformatorverluste ist dage-

gen konstanter und liegt zwischen 7 und 10 % des Maximums der Transformatorverluste im Betrachtungszeitraum. Zudem ist kein dauerhaft eindeutiger Zusammenhang im Verlauf der wöchentlichen Standardabweichungen der Leitungs- und Transformatorverluste zu beobachten. Dies wird auch durch eine Korrelation von 0,33 belegt⁶³. In Falle der Leitungsverluste weist dies auf das Vorhandensein von Volatilitätscluster hin.

Momente bzw. Tests	Leitungsverluste	Transformatorverluste
Anzahl der Messwerte [-]	70.080	70.080
Arithm. Mittelwert [MW/MW _{max}]	0,31	0,65
Median [MW/MW _{max}]	0,26	0,64
Standardabweichung [MW/MW _{max}]	0,16 (53 % des Mittelw.)	0,12 (18 % des Mittelw.)
Schiefe [-]	0,772	0,302
Kurtosis [-]	2,64	2,17
ARCH-Test ⁶⁴ [-]	55,6	40,9
Ljung-Box-Q-Test ⁶⁵ [-]	2,90E+03	1,32E+04

Tabelle 4.1: Momente und Tests Leitungs- und Transformatorverluste⁶⁶

Ein wesentlicher Aspekt bei der Entwicklung von Prognosemodellen ist das Auftreten von Volatilitätsclustern, also Zeiträumen mit besonders ausgeprägter Streuung der Prognosevariablen und Zeiträumen mit weniger starker Streuung. Für Volatilitätscluster kann der ARCH-Test [74] ein Indiz liefern, siehe Tabelle 4.1. Sowohl für Leitungs- als auch für Transformatorverluste wird die Nullhypothese (keine Volatilitätscluster vorhanden) abgelehnt und der kritische Wert deutlich überschritten. Somit ist für die beiden Größen von Volatilitätsclustern auszugehen.

⁶³ Pearson'scher linearer Korrelationskoeffizient mit Maximum (perfekte Korrelation) bei einem Wert von 1, mit Minimum (perfekte Antikorrelation) bei -1 und Mittelwert (keine Korrelation) bei 0.

⁶⁴ Kritischer Wert des ARCH-Tests. Mit Hilfe dieses Hypothesen-Tests werden Zeitreihen auf Heteroskedastizität, also der zeitlichen Veränderlichkeit der Varianz getestet. Wird die Nullhypothese dieses Tests abgewiesen und überschreitet der kritische Wert einen zu vergleichenden Test-Statistik-Wert (in Abhängigkeit des Signifikanzniveaus und der Stichprobengröße), besteht ein Indiz für die Heteroskedastizität der Zeitreihe, also der zeitlichen Veränderlichkeit der Varianz.

⁶⁵ Kritischer Wert des Ljung-Box Q-Tests. Mit Hilfe dieses Hypothesen-Tests werden die Residuen von Zeitreihen auf Autokorrelation, also ob intertemporale Zusammenhänge vorhanden sind, überprüft. Wird die Nullhypothese dieses Tests abgewiesen und überschreitet der kritische Wert einen zu vergleichenden Test-Statistik-Wert (in Abhängigkeit des Signifikanzniveaus), besteht ein Indiz für Volatilitäts-Cluster in der Zeitreihe.

⁶⁶ Die Auswertungen basieren auf Daten der Jahre 2010 und 2011.

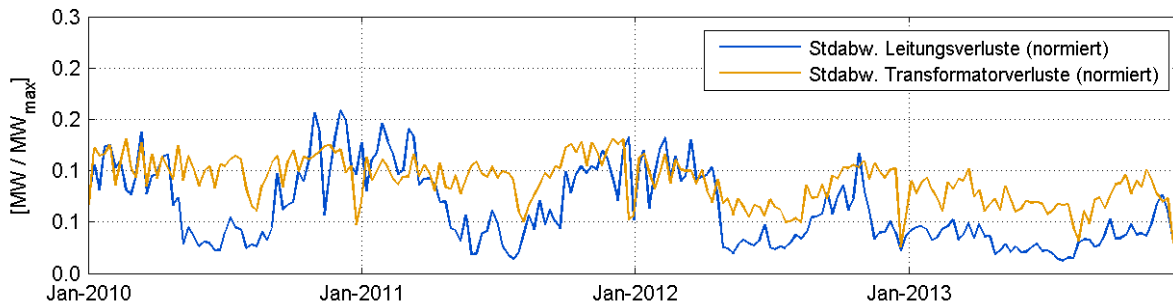


Abbildung 4.2: Standardabweichung wöchentlicher normierter Leitungs- und Transformatorverluste

Neben der Analyse statistischer Kennzahlen kann die Betrachtung des mittleren Tages- und Wochenverlaufs der Prognosevariablen weiteren Aufschluss über wiederkehrende Eigenschaften bringen. Zeigt sich anhand dessen ein charakteristischer Verlauf oder können gar Regelmäßigkeiten beobachtet werden, stellt dies einen wichtigen Aspekt bei der Identifikation eines geeigneten Prognosemodells, z.B. bei der Festlegung von saisonalen Komponenten, dar. Zu diesem Zweck sind die je Tagesstunde gemittelten Verläufe (mittlerer Tagesverlauf) der Leitungs- und Transformatorverluste in Abbildung 4.3 dargestellt. Hierbei sind unterschiedliche Eigenschaften zu beobachten. Bei den Leitungsverlusten zeigt sich eine leichte Reduktion des Mittelwerts zwischen 16 und 20 Uhr. Während des restlichen Tagesverlaufs sind nur sehr geringe Auffälligkeiten vorhanden. Dahingegen folgt der mittlere Tagesverlauf der Transformatorverluste einem stärker ausgeprägten Tagesgang. Die Minima bestehen zwischen 0 und 7 Uhr, die Maxima zwischen 8 und 12 sowie um 19 Uhr. Dieser charakteristische Tagesgang ist daher dem Verlauf eines typisierten Verbraucherlastgangs ähnlich, siehe z.B. [76].

Eine weitere Hilfestellung kann der je Tagesstunde gemittelte Verlauf der 10 und 90 %-Quantilverläufe sein, ebenfalls in Abbildung 4.3 dargestellt. Je näher die Quantile beim Mittelwert liegen, desto geringer ist die Streubreite zu dieser Tagesstunde und desto eher kann der Mittelwertverlauf als charakteristisch angesehen werden. Bei den Leitungsverlusten ist eine vergleichsweise große Differenz sowohl zwischen oberem als auch unterem 10 %-Quantil zu beobachten. Dieser Abstand zwischen oberem 90 %-Quantilverlauf verringert sich lediglich während der Minima der Mittelwerte zwischen 16 und 20 Uhr. Der untere 10 %-Quantilverlauf ist dagegen eher gleichförmig über den Tag hinweg. Er gibt somit an, dass sehr niedrige Werte der Leitungsverluste zu jeder Tageszeit mit einer gewissen Wahrscheinlichkeit auftreten können. Die tagesmittleren Quantilverläufe der Transformatorverluste zeigen insbesondere in den Nachtstunden geringere Differenzen zum Mittelwertverlauf. Zwischen 8 und 20 Uhr ist aber ein ähnliches Verhalten wie bei den Leitungsverlusten zu beobachten. Die Quantile haben hier nahezu immer den gleichen Abstand zum Mittelwert. Dies weist zum einen auf bei den Transformatorverlusten charakteristisch niedrigen Werten während der Nachtstunden

und zum anderen darauf, dass auch hier vom Mittelwert abweichende Verläufe mit einer gewissen Wahrscheinlichkeit möglich sind.

Findet die Betrachtung von mittleren Tagesverläufen für alle Tage eines oder mehrere Jahre statt wie in diesem Fall, so ist der Einfluss von Sondereffekten, wie z.B. Wochenend-, Feier- und Brückentagen, festzuhalten. Niedrigere Tagesverläufe und damit ein verringernder Effekt auf die Mittelwertverläufe sind durch Feier- und Brückentage zu begründen. Diese fallen in der Regel mit einem niedrigen Elektrizitätsverbrauch und damit auch mit einer tendenziell geringeren transportierten elektrischen Energiemenge zusammen.

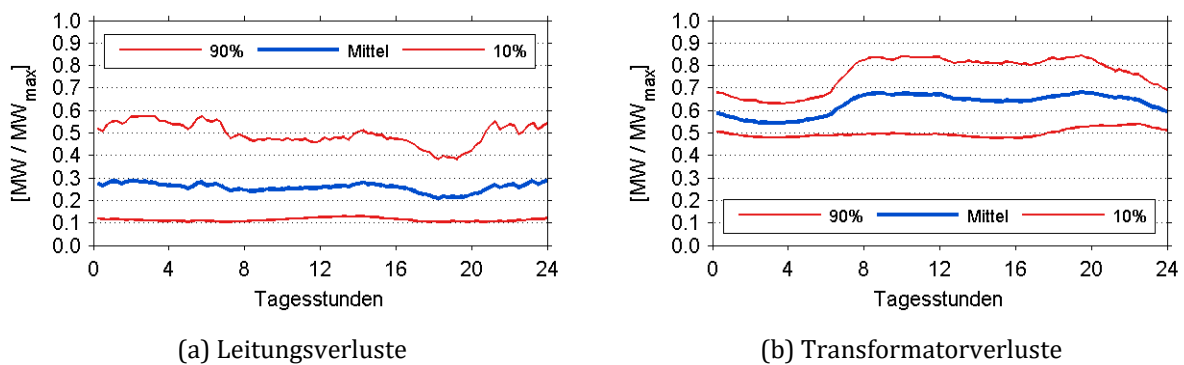


Abbildung 4.3: Normierter mittlerer Tagesverlauf der Leitungs- und Transformatorverluste

Zur Erfassung oben genannter Kalendereffekte ist Abbildung 4.4 der mittlere Wochenverlauf der Leitungs- und Transformatorverluste sowie wiederum die entsprechenden 10 und 90 %-Quantilverläufe dargestellt. Auch hier sind unterschiedliche Eigenschaften festzuhalten. Zwar bestätigt sich die tagesmittlere Reduktion der Leitungsverluste am späten Nachmittag, jedoch kann dies nur für den Mittelwertverlauf und den Verlauf des oberen Quantils beschrieben werden. Kleine Werte zeigen anhand des 10 %-Quantils auch im Wochenverlauf eine gleichbleibende Wahrscheinlichkeit. Die größten Abstände zwischen Quantilen und Mittelwert sind in den Nachtstunden zu beobachten. Daraus kann geschlossen werden, dass hier die größten Unregelmäßigkeiten auftreten.

Der mittlere Wochenverlauf der Transformatorverluste zeigt allerdings neben dem oben beschriebenen charakteristischen Tagesverlauf mit niedrigeren Werten in den Nachtstunden einen Wochenendeffekt. Sowohl der Verlauf an Samstagen als auch an Sonntagen ist durch niedrige Werte geprägt. Zudem sind hier ebenso die Differenzen zu den 10 und 90 %-Quantilen deutlich verringert, so dass hier von einer stärkeren Regelmäßigkeit auszugehen ist.

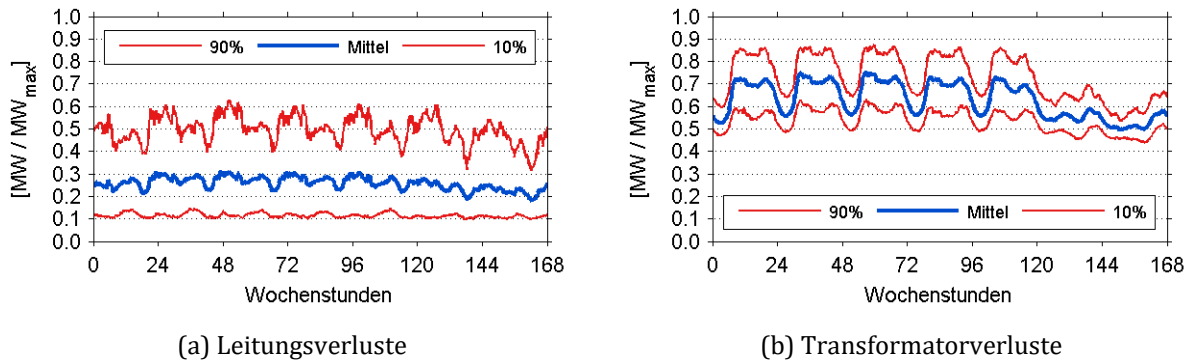


Abbildung 4.4: Normierter mittlerer Wochenverlauf der Leitungs- und Transformatorverluste

Eine wesentliche Annahme im Bereich der ökonometrischen Modelle ist die Normalverteilungshypothese. Zur Überprüfung dieser kann zunächst die Dichteverteilung der Prognosegrößen herangezogen werden. Eine Annäherung an die Dichteverteilung ist durch die in Abbildung 4.5 dargestellten Histogramme der relativen Häufigkeiten gegeben. Die Verteilungen von Leitungs- und Transformatorverlusten unterscheiden sich demnach sowohl in Form als auch wie oben aufgezeigt im Wertebereich.

Die Form der Verteilung der Verlustzeitreihen kann durch die Schiefe und die Kurtosis beschrieben werden. Die Schiefe macht eine Aussage über die Symmetrie der Verteilung. Eine perfekt symmetrische Verteilung besitzt eine Schiefe von Null, wie bei der Normalverteilung. Eine positive Schiefe belegt eine rechtsschiefe, negative eine linksschiefe Verteilung. Für Leitungs- und Transformatorverluste sind die Werte der Schiefen in Tabelle 4.1 enthalten. Entsprechend dieser Werte liegen sowohl bei Leitungs- als auch bei Transformatorverlusten rechtsschiefe Verteilungen vor. Diese Asymmetrie ist bei den Leitungsverlusten stärker ausgeprägt, was auch durch eine höhere Schiefe belegt ist. Daraus folgt eine größere Wahrscheinlichkeit für Werte kleiner als der Median. Ebenso sind sehr hohe Werte unwahrscheinlich. Plausibel wird dies durch den elektrotechnischen Ursprung der Größe Verlustenergie. Aufgrund der vorhandenen bekannten Netztopologie und der aus Stabilitätsgründen gegebenen technischen Begrenzung des elektrischen Stroms (Dauerstrombelastbarkeit) können besonders hohe Ausreißer beim leitungsgebundenen Elektrizitätstransport und damit auch bei den resultierenden Netzverlusten nicht auftreten.

Die Kurtosis, auch Wölbung genannt, stellt ein Maß für die Gipfligkeit einer Verteilung dar und liefert somit auch eine Aussage über die Ränder einer Verteilung. Die Standardnormalverteilung weist eine Kurtosis von drei auf. Werte größer als drei induzieren eine hochgipflige Verteilung. In diesem Fall liegt Leptokurtosis vor und es wird von einer fat-tailed Verteilung gesprochen. Diese kennzeichnet sich dadurch, dass besonders extrem hohe Werte mit einer größeren Wahrscheinlichkeit auftreten können. Kurtosis-Werte kleiner drei sprechen für eine niedriggipflige Verteilung, was auch als Platykurto-

sis bezeichnet wird. Bei niedriggipfligen Verteilungen sind die Werte gleichmäßiger gestreut und für extreme Werte herrscht eine verschwindend kleine Wahrscheinlichkeit. Die Kurtosis gibt für beide Verlustenergiearten entsprechend der Angabe in Tabelle 4.1 die gleiche Tendenz an und weist auf platykurtische Verteilungen hin. Entsprechend sind extrem hohe Werte bei Leitungs- und Transformatorverlusten praktisch unwahrscheinlich.

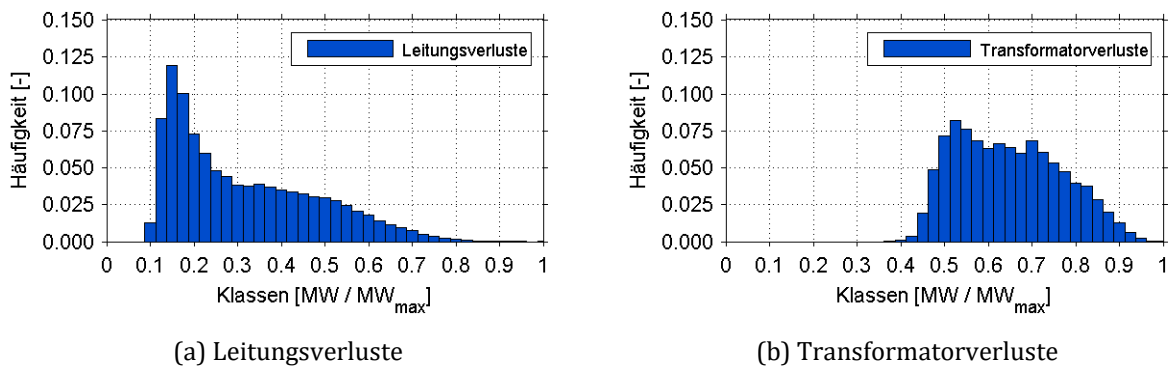


Abbildung 4.5: Relative Häufigkeitsverteilungen Leitungs- und Transformatorverluste

Eine weitere Möglichkeit zum Vergleich der Verteilungseigenschaften von Leitungs- und Transformatorverlusten mit der Normalverteilung ist der Ljung-Box-Q –Hypothesentest [102]. Getestet wird gegen die Nullhypothese, dass die Testgröße normalverteilt ist. Sowohl für Leitungs- als auch für Transformatorverluste ergibt dieser Test entsprechend Tabelle 4.1 sehr hohe Werte, die deutlich über dem Signifikanzniveau liegen und somit einen Beleg für die Ablehnung der Normalverteilungshypothese darstellen.

Zusammenfassend kann die Schlussfolgerung gezogen werden, dass die Normalverteilungshypothese für die Gesamtheit der Stichprobengröße sowohl für Leitungs- als auch für Transformatorverluste nicht gehalten werden kann. Da die Verteilungsanalyse ein zentrales Mittel zur Eignungsprüfung von ökonometrischen Modellen ist, werden weitere Analysen durchgeführt. Wird nicht jeweils die gesamte Stichprobe von Leitungs- und Transformatorverlusten betrachtet, sondern jeweils nur Zeitabschnitte der Zeitreihen kann die Normalverteilungshypothese eher aufrechterhalten werden. Werden diese Zeitabschnitte z.B. anhand des charakteristischen saisonalen Jahresgangs beider Verlustenergiezeitreihen gewählt, kann sinnvollerweise zwischen Sommer- und Winterzeitraum unterschieden werden.

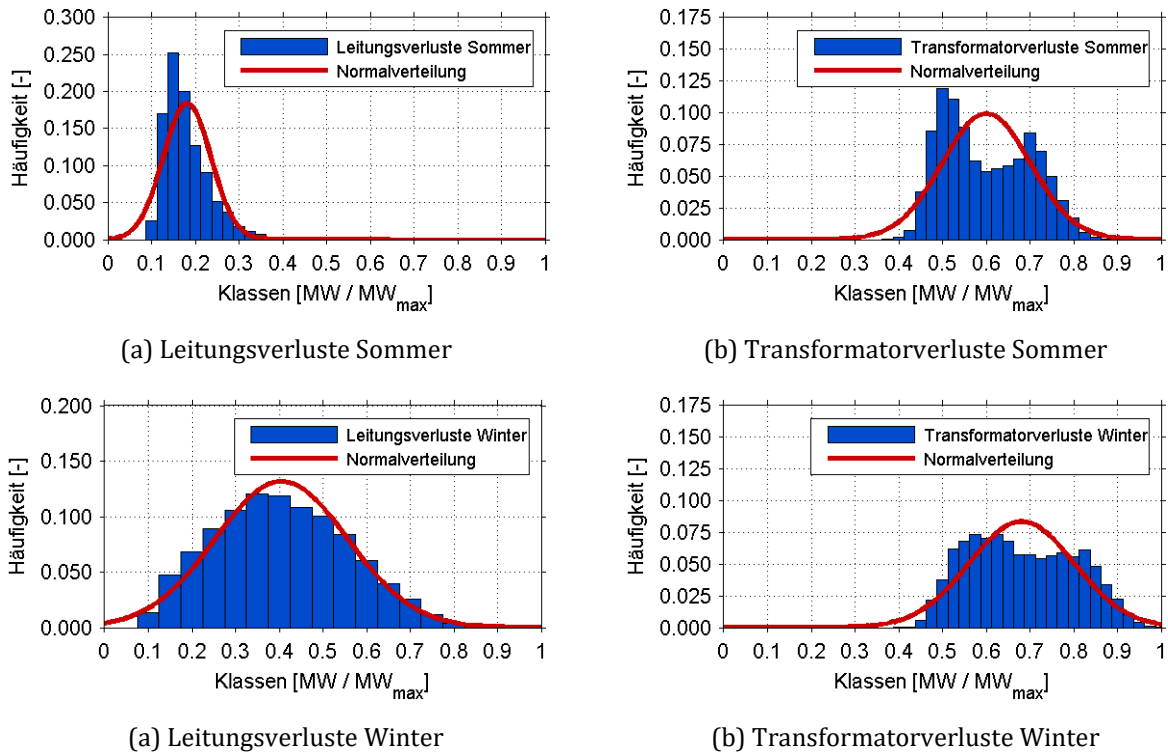


Abbildung 4.6: Relative Häufigkeitsverteilungen von Zeitreihenabschnitten

Folglich sind abschnittsweise unterschiedliche Dichteverteilungen beobachtbar, die teilweise eine bessere Übereinstimmung mit der Normalverteilung zeigen. Insbesondere für Leitungsverluste im Winterzeitraum von jeweils Oktober bis April ist eine bessere grafische Übereinstimmung mit der Normalverteilung gegeben. Für Transformatorverluste kann allerdings für keinen der saisonal getrennten Zeiträume eine Verteilung ähnlich einer Normalverteilung grafisch festgestellt werden.

Den zeitlich veränderlichen Verteilungen der Leitungs- und Transformatorverluste wird durch die Wahl des Schätzzeitraums Rechnung getragen. Durch die Begrenzung der für die Schätzung verwendeten historischen Daten auf wenige Wochen jeweils in Relation zum Prognosezeitraum wird das jeweils aktuelle statistische Verhalten berücksichtigt. Gerade im Falle der Transformatorverluste tritt eine Veränderung der Verteilungseigenschaften allerdings häufiger auf, wie die Auftrennung im Rahmen der oben dargestellten Verteilungsanalyse zeigt. Um aber dennoch auch von einer Normalverteilung ausgehen zu können, besteht die Möglichkeit eine über die Zeit veränderliche Varianz zu berücksichtigen. Dies geschieht durch die Anwendung von GARCH-Modellen

Ein Vergleich mit oben diskutierten Arbeiten zur Anwendung von ökonometrischen Modellen z.B. auf Elektrizitätsbörsenpreise, siehe ([82], [96], [97] und [98]), legt nahe, dass die in Tabelle 4.1 genannten kritischen ARCH-Test-Werte eher niedrig ausfallen. Folglich ist die Ausprägung der Heteroskedastizität weniger stark als in Fällen, in denen GARCH-Modelle erfolgreich in Bezug auf Abbildungs- und Prognosegüte angewendet wurden. Daher ist bei der Verwendung eines GARCH-Ansatzes auf Leitungs-

der Transformatorverluste zusätzlich zu einem ARMA-Ansatz zu überprüfen, ob tatsächlich eine merkliche Verbesserung auftritt oder diese sich nur in einem nicht signifikanten Bereich befindet.

Neben der zeitlichen Veränderlichkeit der Standardabweichung der Prognosevariablen ist auch der Gradient von Interesse. Je größer der Gradient – als Maß für die Wertänderung über die Zeit –, desto größer der von der Prognose abzubildende Wertebereich. In Abbildung 4.7 sind die 5 %- und 95 %-Quantile der Gradienten der Netzverluste des betrachteten Netzgebiets in den Jahren 2010 und 2011 dargestellt. Zum einen weisen die Gradientenquantile in Teil (a) der Abbildung 4.7 auf den starken Anstieg des Gradienten bei sehr kurzen Zeiträumen hin.

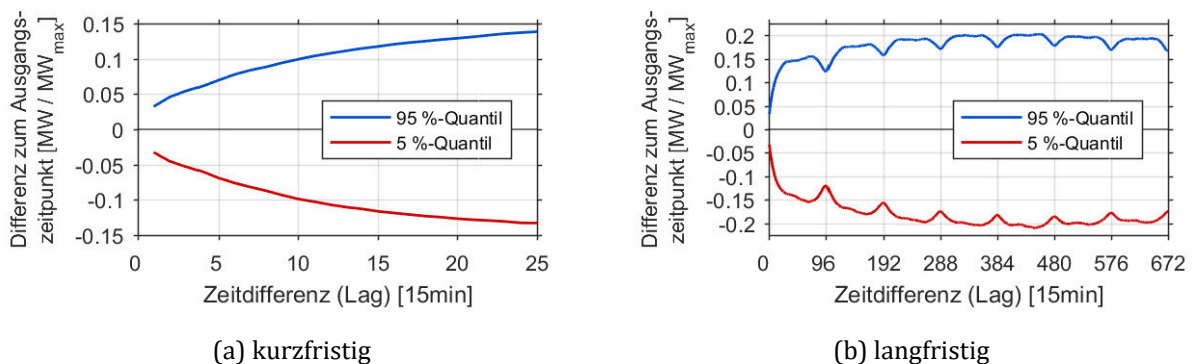


Abbildung 4.7: Quantile der normierten Netzverlustgradienten

Insofern besteht für die Prognoseentwicklung ein wesentliches Ziel darin, einen möglichst kleinen Prognosehorizont zu gewährleisten. Dies unterstreicht abermalig die Verwendung von Snapshot-Daten als Grundlage für die Modellentwicklung und spricht gegen die direkte Verwendung von Daten auf Basis der Randbilanz. Ebenso erscheint anhand dieser Auswertung die sehr kurzfristige Beschaffung von Energie zum Ausgleich von Netzverluste am Intradaymarkt sinnvoll. Hier kann mittlerweile mit nur 30-minütiger Vorlaufzeit elektrische Fahrplanenergie für Viertelstundenprodukte kontinuierlich gehandelt werden. Dies ermöglicht dementsprechend und unter Berücksichtigung einer für die Durchführung der Prognoserechnung notwendigen Zeitdauer die Realisierung des minimalen Prognosehorizonts von 45 Minuten – zur Gewährleistung eines stabilen operativen Prognosebetriebs sowie zur Beschaffung von Netzverlustenergie siehe Kapitel 4.3 und 2.4.

In Teil (b) der Abbildung 4.7 wird zum anderen die Abnahme der Gradienten in Tagesabständen ersichtlich. Auf Basis dessen erscheint es sinnvoll, saisonale Komponenten bei der Prognosemodellentwicklung zu berücksichtigen. Diese könnten sich jeweils aus Werten, die einen, zwei oder mehrere Tage zurückliegen, zusammensetzen.

4.1.2 Ähnlichkeitsanalyse einzelner Betriebsmittel

Wie in Kapitel 2.3.2 dargestellt, entsprechen die Netzverluste eines Netzgebiets der Summe der Verluste der einzelnen Betriebsmittel in diesem Netzgebiet. Daher ist neben der Zeitreihen- und Verteilungsanalyse die Analyse der Verlustganglinien einzelner Betriebsmittel eine weitere Möglichkeit zur Vorbereitung eines Prognosemodells. Analysefragen dabei sind, welchen Beitrag einzelne Betriebsmittel zu den Gesamtverlusten liefern, ob und in welchem Maß Verlustganglinien einzelner Betriebsmittel Ähnlichkeit mit den Gesamtverlusten zeigen und ob ähnliche Verlustganglinien einzelner Betriebsmittel in Gruppen eingeteilt werden können. Ist letzteres möglich, können Prognosemodelle entsprechend der Eigenschaften dieser Betriebsmittelgruppen entwickelt und angewendet werden. Ähnlichkeiten zwischen zwei oder mehreren Energieverlustgängen auf verschiedenen Leitungen können zum einen durch die konsekutive Topologie – mehrere Leitungen sind auf einem überregionalen Trassenverlauf aufeinander folgend erbaut und geschaltet – des Netzes bestehen. Zum anderen ist das Auftreten einer überlagerten großräumigen Lastflussrichtung ein weiterer möglicher Grund für ähnliche Verläufe von Verlustganglinien.

In diesem Abschnitt werden nun zunächst die Anteile der Verluste einzelner Betriebsmittel an den Gesamtverlusten als ersten Schritt zur Beurteilung der Nutzbarkeit einer Betriebsmittelgruppierung dargestellt. Im Idealfall würde sich auf Basis einer Ähnlichkeitsanalyse eine möglichst geringe Anzahl an Gruppen ergeben, deren summierte Verlustganglinien jeweils einen signifikanten Anteil an den Gesamtverlusten ausmachen. Als erster Anhaltspunkt sind in Abbildung 4.8 daher die Anteile der Verluste der einzelnen Betriebsmittel des betrachteten Netzgebiets jeweils an den Leitungs- und Transformatorverlusten dargestellt. Es wird ersichtlich, dass nur eine geringe Anzahl von sechs Leitungen einen Anteil von jeweils größer als ein Prozent an den gesamten Leitungsverlusten haben. Die Anzahl an Transformatoren zu unterliegenden Netzen mit einem Anteil größer als ein Prozent ist etwas höher, aber ebenfalls gering.

Vergleichbar hierzu ergeben sich die Korrelationen⁶⁷ der Verlustganglinien einzelner Leitungen und Transformatoren zu den Gesamtverlusten. Wie in Abbildung 4.9 ersichtlich wird, besteht nur bei einer geringen Anzahl an Leitungen eine Korrelation größer 0,6⁶⁸. Dahingegen ist die Anzahl bei den Transformatorverlusten mehr als doppelt so hoch⁶⁹.

⁶⁷ Als Berechnungsgrundlage wurde hier der Pearson'sche Korrelationskoeffizient herangezogen. Dieser lineare Koeffizient ist geeignet, da sich die Gesamtverluste aus der Summe der Verluste der einzelnen Betriebsmittel ergeben.

⁶⁸ Auf Basis des o.g. Koeffizienten ergibt sich ungefähr ab einem Wert von 0,6 eine statistisch starke Korrelation [118].

⁶⁹ Aufgrund einiger Umbenennungen der Transformatoren im betrachteten Übertragungsnetz und dem entsprechend verwendeten Datenmodell sowie der Tatsache, dass diese Auswertung auf Transformatornamen bezogen ist, liegt die tatsächliche Anzahl an Transformatoren mit Korrelationen größer 0,6 etwas niedriger.

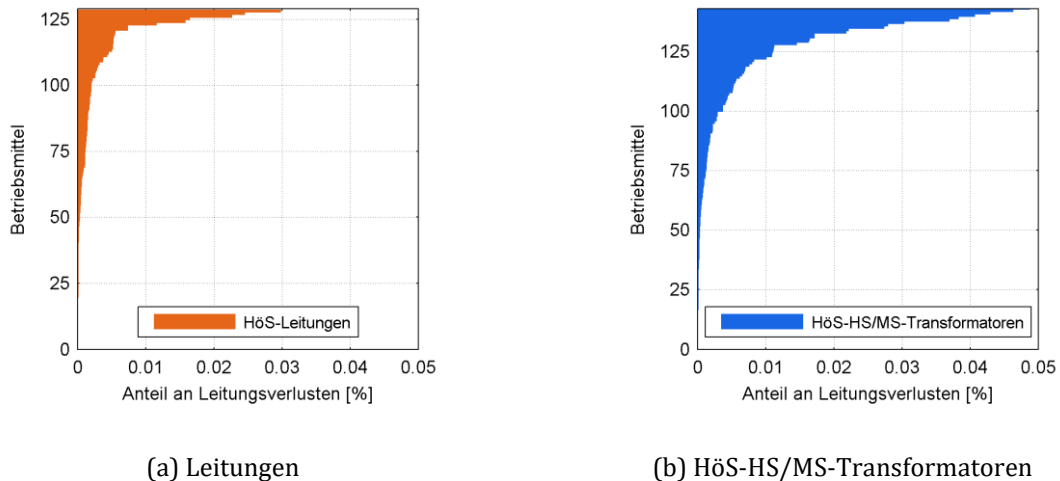


Abbildung 4.8: Anteile einzelner Betriebsmittel an Leitungsverlusten

Teilweise treten sowohl bei Leitungs- als auch bei Transformatorenverlusten sogar negative Korrelationen auf. Dies kann ein Indiz für verschiedene Einflüsse auf die Lastflüsse im vermaschten Übertragungsnetz sein, die eine entgegengesetzte Wirkung auf die Verluste einzelner Betriebsmittel haben, jedoch gleichzeitig auftreten. Ein Vergleich, welches dieses Indiz veranschaulicht, bezieht sich auf die Hauptaufgaben des Übertragungsnetzes: den Transport hoher elektrischer Leistungen von leistungsstarken Einspeisepunkten hinzu großen Verbraucherleistungen, Ermöglichung des diskriminierungsfreien Zugangs aller Erzeuger und Verbraucher zum Energiemarkt und Bereitstellung des Übertragungsnetzes als Grundlage für den europäischen Elektrizitätsbinnenmarkt. Die Gesamtheit dieser Transportnetzaufgaben hat Transite durch Netzgebiete hindurch zur Folge. Zum einen wurde das Transportnetzes von Beginn an zwecks einer möglichst kostengünstigen und versorgungssicheren großräumigen Elektrizitätsübertragung erbaut [7]. Zum anderen führen der überregionale Elektrizitätshandel und der fortschreitende Ausbau erneuerbarer Energien zu höheren Auslastungen der Netzbetriebsmittel. Ein Beleg hierfür sind die steigenden Aufwendungen für Redispatchmaßnahmen der deutschen Übertragungsnetzbetreiber [103].

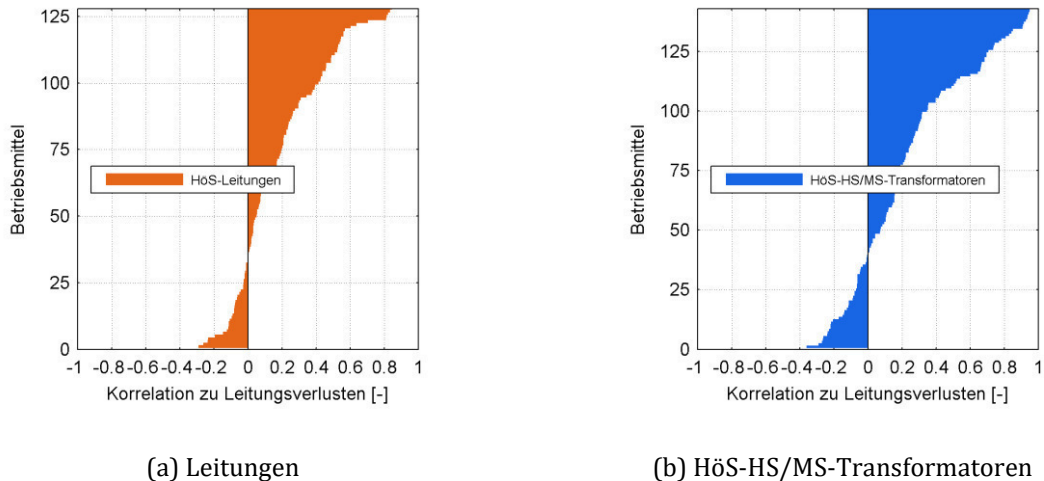


Abbildung 4.9: Korrelation einzelner Betriebsmittel zu Leitungsverlusten

In einem vermaschten Übertragungsnetz mag ein Transit aufgrund eines überregionalen Ausgleichs zwischen Angebot und Nachfrage z.B. durch eine hohe lokal konzentrierte Einspeiseleistung aus erneuerbaren Energien bedingt sein. Ist diese womöglich vor allem durch Windkraft im Norden Deutschlands bedingt, ist eine Einspeisespitze in Nachtstunden heutzutage nicht unüblich⁷⁰. Im selben Netz treten Lastflüsse auf, die durch die Einspeisung aus Großkraftwerken bedingt sind. Dies geschieht unter anderem auf Stichleitungen⁷¹, die als Zuleitungen der Kraftwerksleistung zum vermaschten Übertragungsnetz fungieren. Die Einspeisung aus Kraftwerken mag sich am Verbrauchsverhalten orientieren, welches typischerweise in den Mittags- und in den Abendstunden ein Maximum im Tagesverlauf erreicht. Folglich können beide Effekte – Transite durch und größere Einspeiseleistungen in einem Netz – charakteristischerweise zu unterschiedlichen Zeitpunkten auftreten. Überwiegt der Einfluss eines Effekts, ergeben sich Gesamtverluste, die sich eher mit diesem zusammenhängend zeigen, wodurch auch die Mehrzahl der Betriebsmittel einen positiven Zusammenhang mit den Gesamtverlusten zeigen würde. Ein kleinerer Teil an Betriebsmitteln würde folglich in anderer Weise belastet und dies resultiert somit in kleinen oder auch negativen Zusammenhängen mit den Gesamtverlusten.

Wie oben dargelegt gibt es je eine geringe Anzahl an Leitungen und Transformatoren deren Verlustganglinie einen Beitrag größer 2 % zu Gesamtverlusten liefert. Ebenso ist die Anzahl der Betriebsmittel mit vergleichsweise hohen Korrelationen zu den Ge-

⁷⁰ Der mittlere Tagesgang der Stromerzeugung aus Windkraft ist durch ein Maximum zwischen 23 und 0 Uhr und ein Minimum zwischen 10 und 11 Uhr; Analyse auf Basis Daten von [119] der Jahre 2015-2016.

⁷¹ Stichleitung: eine Leitung, mit einem Ende ohne weitere Verbindung oder Vermaschung im gleichen Netz. Eine Stichleitung kann z.B. eine singuläre Zuleitung zu einem großen Versorgungsgebiet oder eine Leitungen mit dem alleinigen Zweck des Abtransports elektrischer Leistung von einem Kraftwerk sein.

samtverlusten klein. Die Gegenüberstellung beider Größen – Anteil an und Korrelation mit den Gesamtverlusten – ist in Abbildung 4.10 dargestellt. Es wird festgestellt, dass von den sechs Leitungen mit einer Korrelation größer 0,6 zu den Gesamtverlusten drei einen Anteil größer 2 %, drei einen Anteil zwischen 1 und 2 % und eine einen Anteil kleiner 1 % an den Gesamtverlusten ausmachen. Der Großteil der Leitungen mit Korrelation zwischen 0 und 0,6 wie auch die Leitungen mit negativer Korrelation weisen jeweils einen geringen Anteil an Gesamtleitungsverlusten kleiner 1 % und größtenteils kleiner 0,5 % aus.

Für Transformatoren ist eine größere Anzahl an Betriebsmitteln mit Korrelation größer 0,6 zu den Gesamttransformatorverlusten festzustellen. Vier Transformatoren liefern dabei einen Beitrag größer 3 % an den Gesamttransformatorverlusten, fünf einen Anteil zwischen 2 und 3 % und sechs einen Anteil zwischen 1 und 2 %. Auch hier stellen die Betriebsmittel mit Korrelationen zwischen 0 und 0,6 sowie diese mit negativen Korrelationen mit Anteil kleiner 1 % bzw. 0,5 % die größte Anzahl dar.

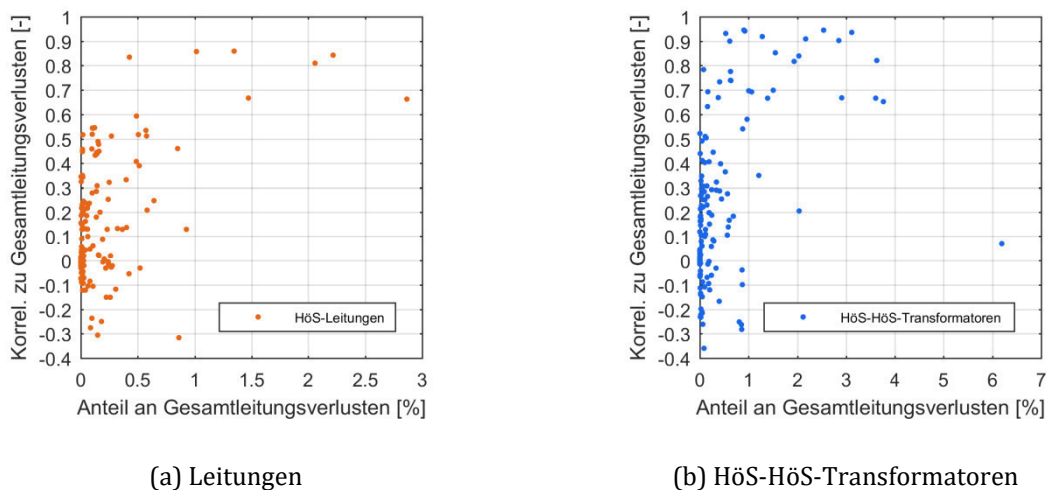


Abbildung 4.10: Vergleich von Korrelation und Anteil einzelner Betriebsmittel ggü. Gesamtverlusten

Diese Untersuchung gibt erste empirische Anhaltspunkte für die Durchführbarkeit einer Gruppierung einzelner Betriebsmittel, auf deren Basis getrennte Prognosemodelle entwickelt und angewendet werden können. Auch ist eine erste manuelle Gruppierung möglich. Diese kann so geschehen, dass jeweils getrennt für Leitungen und Transformatoren alle Betriebsmittel mit einer Korrelation größer 0,6 zu einer Gruppe und alle anderen Betriebsmittel zu einer weiteren Gruppe zusammengefasst werden.

Weiterführende Analysen und eine automatisierte Gruppierung der Betriebsmittel anhand eines Ähnlichkeitskriteriums wie z.B. der Korrelation der Betriebsmittel untereinander können zur weiteren Differenzierung und der Eingruppierung in mehr als zwei

Gruppen führen. Eine solche wird in Kapitel 4.2.5 mit Hilfe der k-means-Clustering durchgeführt.

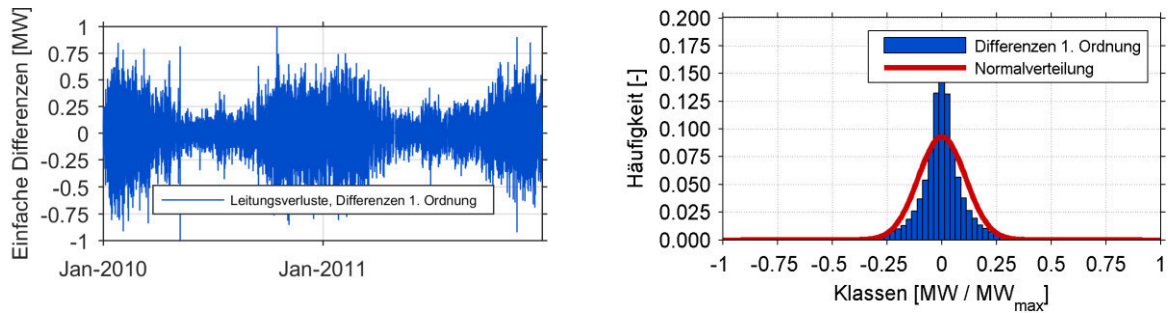
4.2 Identifikation geeigneter ökonomischer Prognoseansätze

Wie in Kapitel 3.3.2 erläutert, beruht der allgemeine Ansatz ökonomischer Prognosemodelle auf dem ARMA-Ansatz, der sowohl Zusammenhänge einer Prognosevariablen zu sich selbst als auch stochastische Einflüsse berücksichtigt. Als Erweiterung sind zudem saisonale Komponenten und exogene Einflüsse möglich. Eine grundlegende Annahme des klassischen ARMA-Ansatzes ist die Normalverteilungshypothese für Störgrößen. Somit besteht bei der Entwicklung von geeigneten ökonomischen Ansätzen sowohl das Ziel, die einzelnen autoregressiven, moving average, exogenen und saisonalen Komponenten möglichst gut zu bestimmen als auch dabei die Verteilung der Prognosevariablen adäquat zu berücksichtigen.

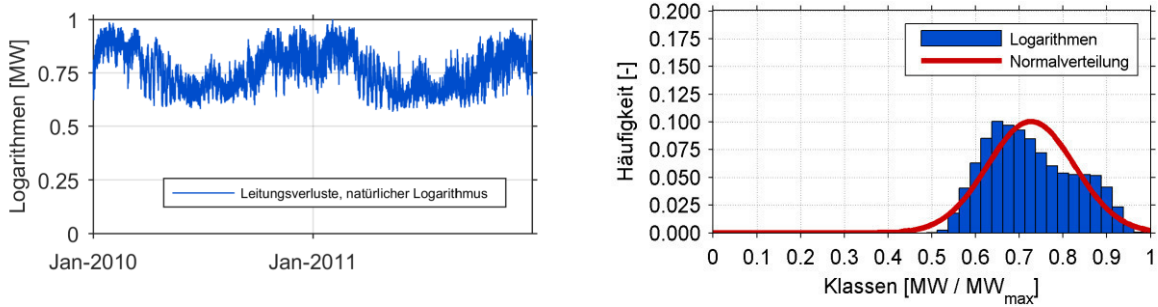
Nebst diesen Aspekten wird in der vorliegenden Arbeit das Ziel, einen Prognoseansatz mit möglichst konstanter Prognosegüte zu entwickeln, verfolgt. Hierzu werden in den folgenden Abschnitten sowohl Erläuterungen zur Datenvorbereitung, zur Festlegung der ökonomischen Modellordnungen und Einbindung saisonaler und exogener Größen aufgezeigt, als auch die Betrachtung des Netzes als Summe seiner Betriebsmittel beschrieben.

4.2.1 Datenvorbereitung

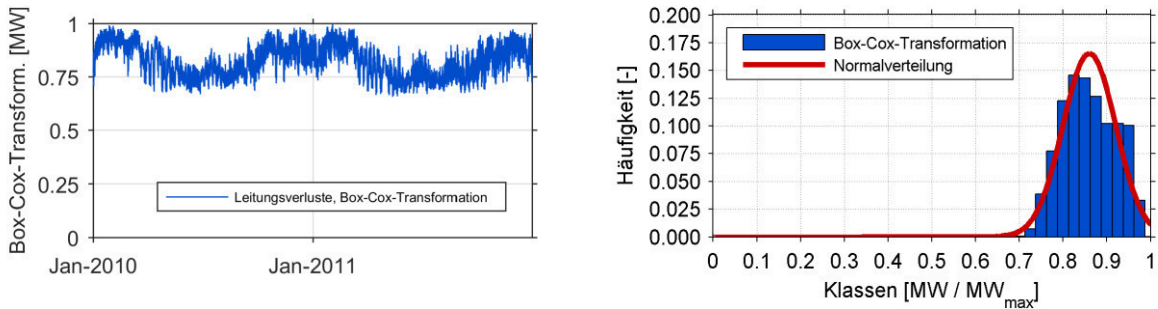
Zur Einhaltung der Normalverteilungshypothese können die Eingangsdaten der Parameterschätzung auf ihre Verteilung überprüft und angepasst werden. Aber auch für die Verbesserung der Schätzeigenschaften und der Prognosegüte der Prognosemodelle kann die vorbereitende Bearbeitung von Daten hilfreich sein. So sind die Stabilisierung der Varianz oder auch die Trend-Bereinigung einer Zeitreihe Ziele der Datenvorbereitung. Für diese Zwecke bestehen mehrere Möglichkeiten der Zeitreihenbearbeitung, die zu unterschiedlichen Ergebnissen führen. Zur Verfügung stehen mehrere Transformationsmethoden und Differenzenfilter sowie Methoden zur Glättung von Zeitreihen. Zu gängigen Transformationsmethoden zählen die Box-Cox-Transformation und die logarithmische Transformation. Abbildung 4.11 und Abbildung 4.12 zeigen die Anwendung eines einfachen Differenzenfilter, der logarithmischen Transformation und der Box-Cox-Transformation. Der einfache Differenzenfilter erscheint neben den darüber hinaus möglichen mehrfachen oder saisonalen Differenzenfiltern am sinnvollsten, da sich bereits hier eine Stationarität einstellt, die Häufigkeitsverteilung der resultierenden Zeitreihe symmetrisch ist und durch andere Differenzenfilter keine weitere signifikante Reduktion der Varianz erreichbar ist. Die logarithmische Transformation verwendet in diesem Fall den natürlichen Logarithmus, was zu einer Annäherung an die Normalverteilung führt, eine Stationarität allerdings nicht erreicht.



(a) Leitungsverluste mit einfachem Differenzenfilter



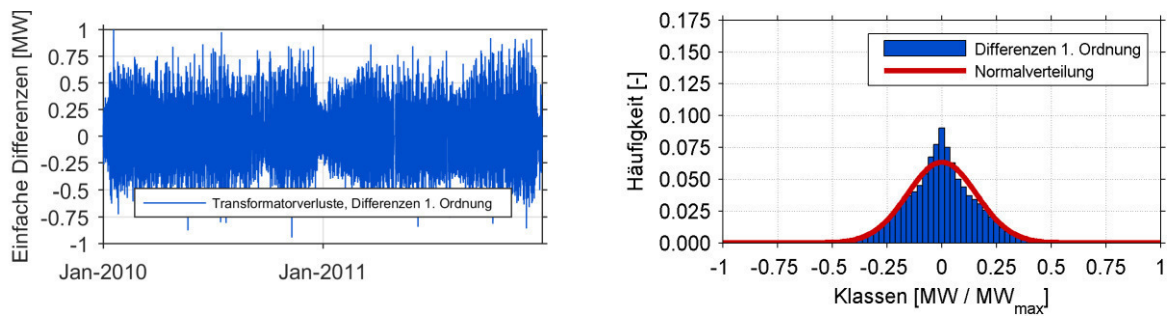
(b) Logarithmierte Leitungsverluste



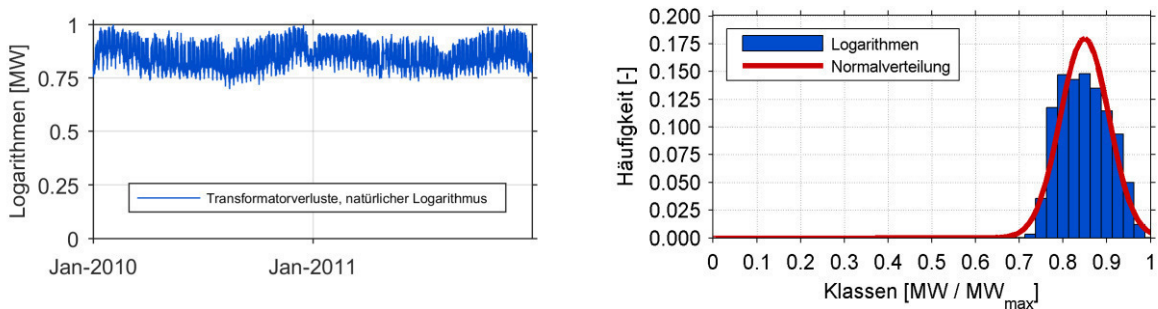
(b) Box-Cox-Transformation von Leitungsverlusten

Abbildung 4.11: Stabilitätsfilter für Leitungsverluste und Histogramme

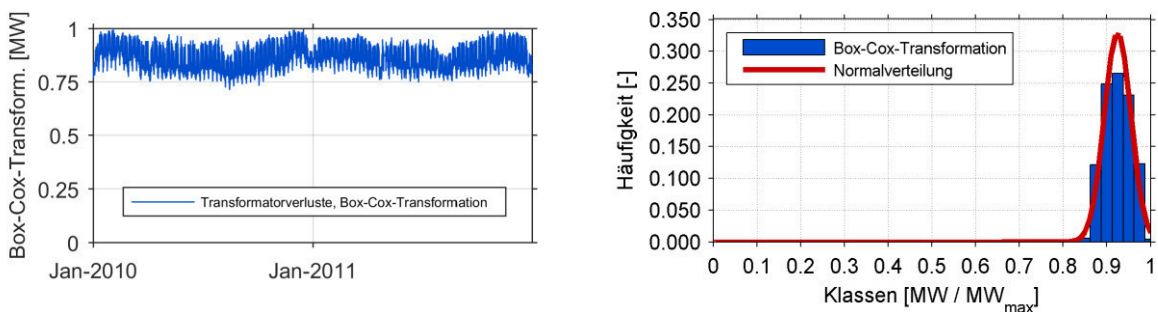
Ähnliches gilt für die Box-Cox-Transformation, die den Wertebereich der Zeitreihen aber stärker einschränkt und damit zu einer stärkeren Reduktion der Varianz führt. Unter den genannten Transformationsarten liefert der Differenzenfilter die vielversprechendsten Resultate, da eine Stationarität am ehesten erreicht wird. Alle drei beschriebenen Modifikationen werden jedoch bei Prognoseanwendung berücksichtigt um auch anhand des Prognoseergebnisses deren Eignung zu beurteilen.



(a) Transformatorverluste mit einfachem Differenzenfilter



(b) Logarithmierte Transformatorverluste



(b) Box-Cox-Transformation von Transformatorverlusten

Abbildung 4.12: Stabilitätsfilter für Transformatorverluste und Histogramme

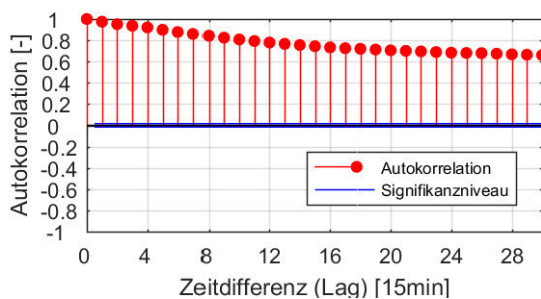
Neben der Transformation der Netzverlustzeitreihen ist es sinnvoll, eine Glättung vorzunehmen, da die Netzverluste durch ein Rauschen im Viertelstundenraster gekennzeichnet sind und die hierdurch auftretenden häufigen Vorzeichenwechsel nach der Anwendung des Differenzenfilters die Schätzgüte negativ beeinflussen können. Zur Glättung wird die Berechnung von gleitenden Mittelwerten mittels der Methode des Exponential Smoothing angewendet. Dies entspricht im Grunde der Bildung eines gleitenden Mittelwerts mit exponentiell fallenden Gewichtungen weiter zurückliegender Zeitpunkte.

Neben der Anwendung von Transformationen und Filter ist die Teilung einer Zeitreihen in mehrere Abschnitte z.B. anhand der Stunden eines Tages möglich. Ein etwaiges stundengetrenntes Modell hat eine Berechtigung für die Prognose von Preisen aus Auktionen wie z.B. auf den Day-Ahead-Märkten der europäischen Strombörsen (z.B. EPEX, Nordpool). Der Handel mit elektrischer Energie findet hier zwar jeweils auf einer

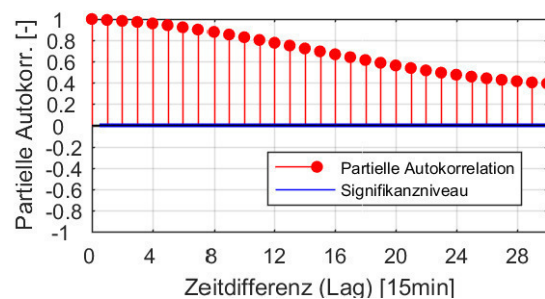
Marktplattform statt, stellt aber im Grunde 24 getrennte Auktionen für jeweils eine Stunde des folgenden Tages auf Basis teilweise unabhängiger fundamentaler Daten und Annahmen dar. Für die rein technische und durch Umwelteinflüsse bestimmte Zeitreihe der Netzverluste wird in der vorliegenden Arbeit von einem stundengetrennten Ansatz abgesehen. Eine stundengetrennte Betrachtung für eine Preisprognose des Intradayhandels ist ebenso nicht sinnvoll.

4.2.2 Ermittlung der Modellordnungen

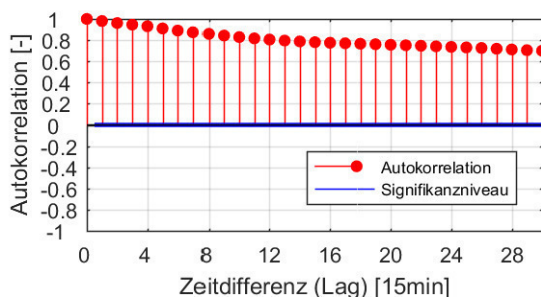
In Anlehnung an das in Kapitel 3.3.2 erläuterte Box-Jenkins-Verfahren werden die Autokorrelations- (ACF) und partielle Autokorrelationsfunktion (PACF) für Ermittlung der Modellordnungen der ökonomischen Prognosemodell herangezogen. Das in [73] und [74] ausführlich beschriebene Verfahren stellt eine Fallunterscheidung zur Verfügung, die sich am Verlauf der beiden Autokorrelations- und der partiellen Autokorrelationsfunktion orientiert, siehe [74]. Fällt z.B. die partielle Autokorrelationsfunktion abrupt ab und nimmt die Autokorrelationsfunktion eher langsam ab, ist dies ein Hinweis auf einen autoregressiven Prozess der Prognosevariablen. Folglich resultiert in diesem Beispiel aus dem Box-Jenkins-Verfahren ein $AR(p)$ -Modell mit der Ordnung p in Höhe des gerade noch signifikanten Funktionswerts der partiellen Autokorrelationsfunktion.



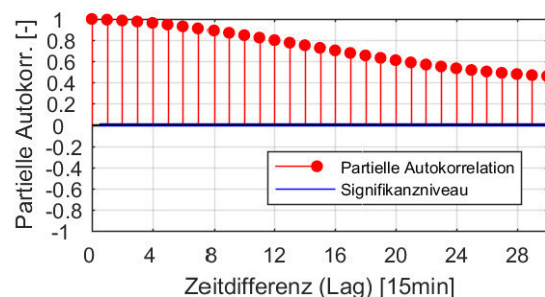
(a) Leitungsverluste, Sommer 2010



(b) Transformatorverluste, Sommer 2010



(c) Leitungsverluste, Winter 2010



(d) Transformatorverluste, Winter 2010

Abbildung 4.13: Autokorrelation Leitungs- und Transformatorverluste

Aus den dargestellten ACF und PACF für die Leitungs- und Transformatorverluste im Winter- und Sommerzeitraum ergeben sich erste Hinweise auf geeignete ökonomische Prognoseansätze. Die ACF in Abbildung 4.13 (a) bis (d) weisen auf Ähnlichkeiten der Betrachtungsfälle hin. Der eher langsame Abfall der ACF weist auf ein rein autoregressives Modell ohne eine Moving-Average-Komponente hin. Aufgrund der Varianzstabilisierung der Schätzresiduen (Differenzen zwischen Schätz- und Istwerten) kann es mitunter aber sinnvoll sein, eine niedrige moving average-Ordnung zu verwenden.

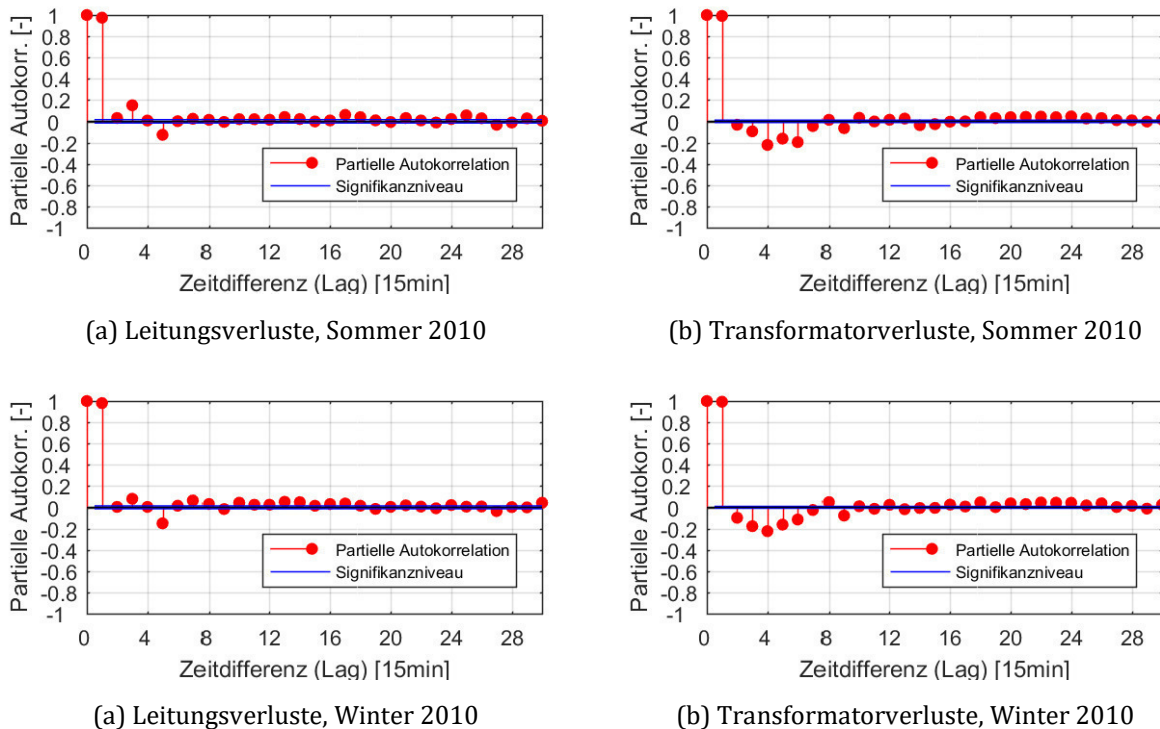


Abbildung 4.14: Partielle Autokorrelation Leitungs- und Transformatorverluste

Die in Abbildung 4.14 dargestellten PACF haben für die vier Betrachtungsfälle den hohen Wert für den Lag Nummer eins (direkter Vorgängerwert der Vorperiode) und die vergleichsweise kleineren Werte ab Lag Nummer 2 gemeinsam. Wird zusätzlich das im Box-Jenkins-Verfahren genannte principle of parsimony (Sparsamkeitsprinzip, Verwendung von so wenigen Parametern wie möglich) mit einbezogen, resultiert eine AR-Ordnung von $p = 1$. Ab dem Lag Nummer 2 unterscheiden sich die Werte der PACF jedoch weiterhin vom Signifikanzniveau. Dies kann wiederum für die Abkehr von einem AR(1)-Modell sprechen, soweit die Schätz- und Prognosegüte hierdurch verbessert werden können. So könnte für die Prognose der Leitungsverluste die Anwendung von bis zu 5 autoregressiven Komponenten und für die Transformatorverluste die Anwendung von bis zu 6 autoregressiven Komponenten sinnvoll sein.

Zur Ermittlung der Modellordnungen stehen neben der ACF und der PACF weitere Kenngrößen zur Verfügung die Rückschlüsse auf die Eignung unterschiedlicher ökonomischer

metrischer Ansätze erlauben. Diese sogenannten Informationskriterien werden nicht allein anhand der Prognosevariablen gebildet, sondern werden auf der Basis der Schätzung der Parameter der ökonomischen Modelle berechnet. Eine zentrale Größe hierbei ist die Log-Likelihood-Funktion (LLF) der Maximum-Likelihood-Schätzung. Die LLF gibt als direktes Ergebnis der Parameterschätzung die Wahrscheinlichkeit dafür an, dass die geschätzten Parameter für das Prognosemodell geeignet sind. Daher kann die LLF alleine bereits als ein Kriterium für die Beurteilung der Schätzgüte eines ökonomischen Modells herangezogen werden. Weitere einfache Kriterien auf Basis des Schätzergebnisses sind das Bestimmtheitsmaß der Modellschätzung gegenüber den Istwerten sowie die statistische Signifikanz der verwendeten Parameter. Letzteres wird in der Regel über den t-Test im Anschluss an die Schätzung ermittelt.

Das Akaike-Informationskriterium (AIC) bezieht neben der LLF zusätzlich die Anzahl der verwendeten Parameter des Prognosemodells mit ein. Das Schwarz-Bayes-Informationskriterium (BIC) baut auf dem AIC auf und bindet zusätzlich die Anzahl der für die Schätzung verwendeten Istwerte der Prognosevariablen mit ein.

Für die Beurteilung und den Vergleich verschiedener ökonomischer Ansätze ist es folglich notwendig, die Schätzung der Modellparameter durchzuführen. Da eine doppelte Ausführung der Schätzung – einmal zur Modellidentifikation und einmal für die direkte Prognosevorbereitung – mit Hinblick auf die Rechenzeit nicht ratsam erscheint, wird an dieser Stelle auf die Auswertung der Informationskriterien verzichtet und stattdessen auf die Modellanwendungen in Kapitel 5 verwiesen.

Wie oben beschrieben, bestehen bei der Netzverlustprognose keine ausreichenden Gründe für ein stundengetrenntes Modell. Weitere Hinweise hierfür ergeben sich aus dem Vergleich der (partiellen) Autokorrelationsfunktionen. Die ACF und PACF der stundengetrennten Zeitreihen sind denen der nicht getrennten Zeitreihen sehr ähnlich. Zudem weisen die (partiellen) Autokorrelationsfunktionen der getrennten Zeitreihen keinen wesentlichen Tagesgang auf, der eine Unterteilung anhand von Tagesstunden rechtfertigen könnte.⁷²

4.2.3 Verwendung von saisonalen Komponenten

Zusätzlich zur Festlegung der ARMA-Modellordnungen sind die Ordnungen der saisonalen Komponente des Prognosemodells zu bestimmen. Die in Kapitel 4.1.1 dargestellten mittleren Wochenverläufe der Leitungs- und Transformatorverluste geben erste Hinweise auf die tage- und wochenweise Saisonalität. Die Überprüfung dieser Annahmen kann mit Hilfe der PACF durchgeführt werden, die für eine größere Anzahl von Lags in die Vergangenheit berechnet wird. Die Ergebnisse dieser Berechnung sind in Abbildung

⁷² Für die entsprechenden Diagramme siehe Anhang A.3.

4.15 dargestellt. Hier wird aufgrund der hohen Rechenzeiten auf Daten in stündlicher Auflösung zurückgegriffen.

Sowohl bei den Leitungs- als auch bei den Transformatorverlusten ergeben sich deutliche Ausreißer der PACF bei einem Lag von 24 Stunden. Die Werte für Lags mit zwei (48) bis sechs Tagen (144) fallen dagegen geringer aus. Insbesondere bei den Transformatorverlusten wird für den Lag zur Vorwoche (168) wiederum ein hoher PACF-Wert berechnet. Dieser fällt für die Leitungsverluste eher gering aus.

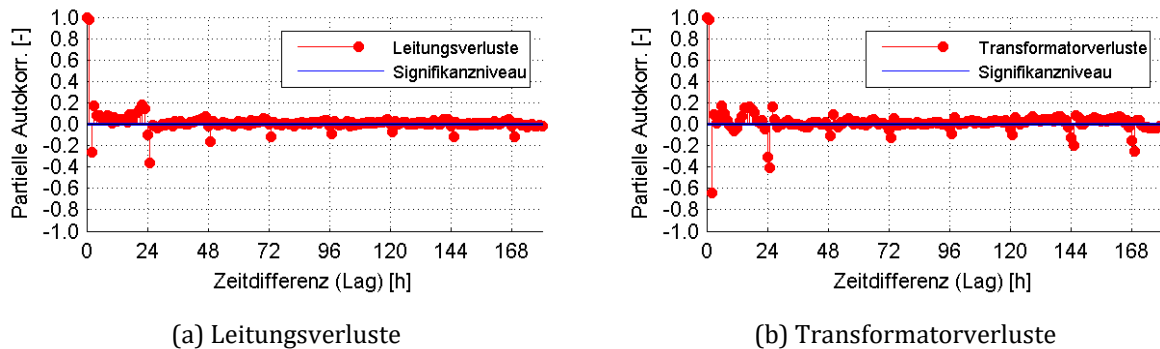


Abbildung 4.15: Partielle Autokorrelation Leitungs- und Transformatorverluste, große Lags

Auf Basis der langfristigen PACF erweist es sich als sinnvoll für die Leitungsverluste den Vortagesverlauf und wahlweise weitere Tagesverläufe mit zwei oder drei Tagen Abstand zu nutzen. Für die Transformatorverluste erscheint zusätzlich die Berücksichtigung des Vorwochenverlaufs sinnvoll. Es kann ebenso die Schlussfolgerung gezogen werden, dass es bis auf die genannten saisonalen Regelmäßigkeiten keine weiteren gibt.

4.2.4 Einbindung exogener Größen

Ökonometrische Modelle bieten neben der Berücksichtigung von autoregressiven und stochastischen Einflüssen auch die Möglichkeit zur Einbindung deterministischer Einflüsse. Deterministische Einflussfaktoren werden in der Regel als exogene Regressoren bezeichnet und in der Ökonometrie einer Regressionsanalyse entsprechend als parametergewichtete Größen z.B. in ARMAX-Modellen eingebettet. Die Einbindung von erklärenden äußeren Faktoren kann einen großen Mehrwert für eine Prognose liefern, wenn zwischen Prognosevariablen und dem exogenen Regressor ein ausreichend großer Zusammenhang besteht. Ein Beispiel ist die Berücksichtigung der Nachfrage nach elektrischer Energie bei der Vorhersage von Großhandelspreisen an den Strombörsen. Abhängig von anderen Einflüssen, wie der Verfügbarkeit von Kraftwerkskapazitäten oder Brennstoffpreisen, kommen mit steigender Nachfrage höhere Stromhandelspreise zustande. Die Erklärung für diesen Mehrwert bei der Prognoseanwendung liefert z.B. eine Korrelationsanalyse. Besteht ein Zusammenhang zwischen der Nachfrage nach elektri-

scher Energie und den Stromhandelspreisen, lässt sich dieser Zusammenhang mittels Korrelationsmaßen erfassen.

Die Netzverluste sind, wie in Kapitel 2.2.3 diskutiert, direkt abhängig von den Lastflüssen und weiteren technischen Größen des Netzbetriebs sowie indirekt abhängig von energiewirtschaftlichen Größen wie z.B. der Kraftwerkseinsatzplanung und der Netztopologie. Hieraus ergibt sich eine Menge an Einflussgrößen, die potentiell einen statistisch erfassbaren Zusammenhang mit den Netzverlusten zeigen. Für die Überprüfung dieser Hypothese werden einige potentielle äußere Einflussgrößen mit den Netzverlusten verglichen, wozu der lineare Pearson'sche Korrelationskoeffizient $\rho(X, Y)$ genutzt wird. Entsprechend Gleichung (4.1) ergibt sich dieser aus dem Quotienten der Kovarianz der beiden betrachteten Größen und dem Produkt der Wurzeln deren Varianzen. Bei einem Wert von 1 besteht perfekte Korrelation, bei einem Wert von -1 perfekte Antikorrelation. Ein Wert von 0 gibt an, dass kein statistischer Zusammenhang zu erkennen ist.

$$\rho(X, Y) = \frac{\text{Cov}(X, Y)}{\sqrt{\text{Var}(X)} \cdot \sqrt{\text{Var}(Y)}} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (4.1)$$

Da der Pearson'sche Korrelationskoeffizient lediglich lineare Zusammenhänge adäquat abbildet, muss für die Erfassung von nichtlinearen Zusammenhängen ein anderer Koeffizient herangezogen oder die zu vergleichenden Größen vorbearbeitet werden. Die Korrelationsanalyse ist geteilt in monatlich und täglich berechnete Korrelationskoeffizienten jeweils auf der Basis stündlicher oder viertelstündlicher Daten⁷³. Da die Prognosemodellentwicklung sowohl auf den Intraday- als auch auf den Day-Ahead-Horizont abzielt, ist die Betrachtung von täglichen Koeffizienten für die Beurteilung der Konstanz einer Korrelation von Bedeutung. Wird wegen der Annahme eines signifikanten Zusammenhangs ein exogener Regressor im Prognosemodell berücksichtigt und hoch gewichtet, hat dieser einen ebenso starken Einfluss auf die Prognoseergebnisse. Ist aber eine Korrelation nicht ausreichend konstant im Zeitverlauf und wechselt kurzfristig sogar das Vorzeichen, kann sich dies negativ auf die Prognosegüte auswirken. Die monatlich berechneten Korrelationen geben Hinweise auf etwaige langfristig vorhandene Zusammenhänge. Die betrachteten Zeiträume der Korrelationsanalyse richten sich nach der zum Zeitpunkt der Durchführung vorhandenen Datenbasis.

Energiewirtschaftliche Größen

Im Zuge der Korrelationsanalyse werden zunächst energiewirtschaftliche Größen betrachtet, für die ein Zusammenhang mit den Netzverlusten vermutet werden kann. Abbildung 4.16 beinhaltet den Verlauf des Pearson'schen Korrelationskoeffizienten der

⁷³ Bei der Korrelationsanalyse wurden mehrere Zeitperioden betrachtet, die Jahre, Monate, Wochen und Tage einschließen. Zudem wurden Unterscheidungen zwischen Werk- und Wochenendtagen sowie zwischen Tag- und Nachtstunden gemacht.

Netzverluste mit dem Soll-Austausch für das betrachtete Netzgebiet. Der Soll-Austausch stellt die auf Basis der durch den Day-Ahead-Markt ermittelten summierten Austauschfahrpläne für elektrische Energie über die Grenzen der Regelzonen hinweg dar. Er ist also ein Ergebnis des Elektrizitätsgroßhandels und beinhaltet Annahmen zur hieraus resultierenden Kraftwerkseinsatzplanung.

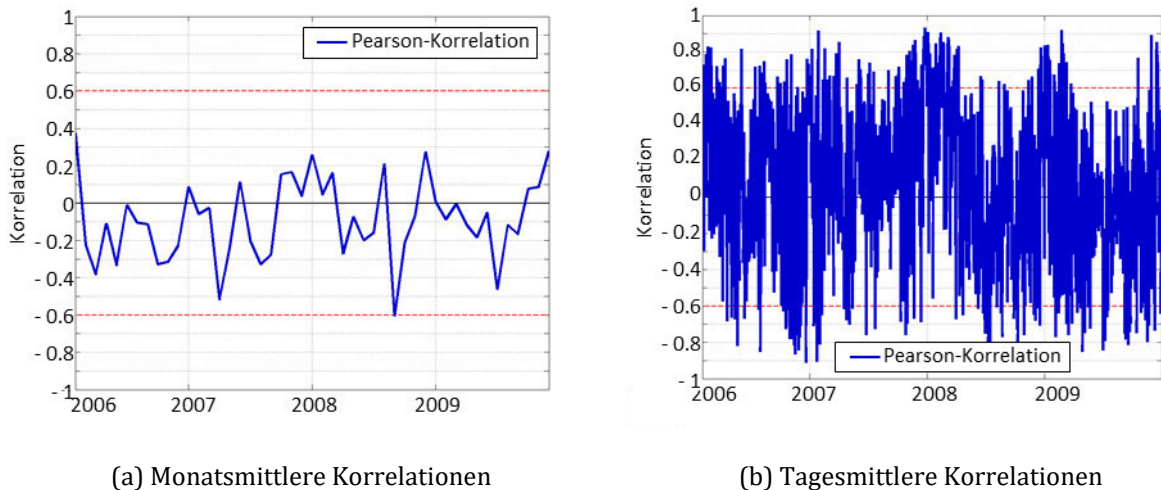


Abbildung 4.16: Korrelation Netzverluste und geplanter Soll-Austausch

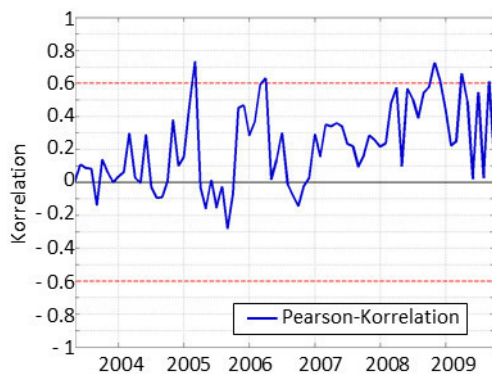
Mit Blick auf die monatlichen Korrelationswerte lässt sich kein signifikanter Zusammenhang mit ausreichend langer Dauer festhalten. Die täglichen Korrelationswerte zeigen ein ambivalentes Bild. So sind zum einen Koeffizienten größer 0,8 und größer 0,9 zu beobachten, die auf einen sehr starken Zusammenhang an diesen Tagen – tendenziell in den Winterzeiträumen – hindeuten. Zum anderen werden Tage beobachtet, für die Koeffizienten kleiner - 0,8 berechnet werden, was auf einen entgegengesetzten Tagesverlauf der beiden Größen hindeutet. Zudem liegen die Extremtage teilweise ohne große Zeitdifferenz von wenigen oder gar nur einem Tag nah aneinander. Eine Berücksichtigung des Soll-Austausch bei der Prognose der Netzverluste erscheint daher als nicht zielführend.

Weitere betrachtete energiewirtschaftliche Größen sind Großhandelsstrom- und Ausgleichsenergiepreise sowie die im Rahmen des Engpassmanagements an der Südgrenze des baden-württembergischen Übertragungsnetzes vergebene grenzüberschreitende Transportkapazität. Ähnlich wie beim Soll-Austausch ergeben sich auch für diese Zeitreihen keine ausreichend konstanten Zusammenhänge mit den Netzverlusten, die für die Verwendung bei der Prognoserechnung sprechen würden.

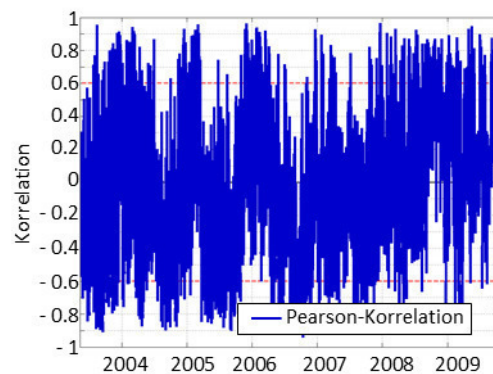
Technische Größen

Nebst energiewirtschaftlichen Größen werden einige technische Größen des Netzbetriebs analysiert, von denen hier eine beispielhafte Auswahl – Lastverlauf, Transite und Blindleistungsverhalten – diskutiert wird.

Der Lastverlauf (Einspeiseleistung) wird als vorzeichenrichtige Summe aller Einspeisungen in das Übertragungsnetz sowohl von Kraftwerken, benachbarten Übertragungsnetzen als auch von unterliegenden Verteilnetzen definiert – siehe [104]. Er repräsentiert also die zum jeweiligen Zeitpunkt vom Übertragungsnetz aufgenommene und zu transportierende elektrische Energie. Der Lastverlauf enthält jedoch keine Information darüber, über welche Strecke der Lasttransport stattfindet. Dennoch ist er eine wichtige Kenngröße der Transportaufgabe. Abbildung 4.17 gibt die monatlichen und täglichen Korrelationen des Lastverlaufs mit den Netzverlusten wieder. Die monatlichen Korrelationen, die Hinweise auf langfristige Korrelationen geben, liegen zum aller größten Teil im eher kleinen Korrelationsbereich. Lediglich in 5 % der betrachteten Monate werden Werte größer 0,6 berechnet. Die täglichen Korrelationen liefern teilweise sehr hohe Werte größerer 0,9, allerdings auch stark negative Korrelationen kleiner - 0,6.



(a) Monatsmittlere Korrelationen



(b) Tagesmittlere Korrelationen

Abbildung 4.17: Korrelationen Netzverluste und Lastverlauf

Die Größe der physikalischen Transite durch ein Netzgebiet ist definiert als das Minimum aus Import in und Export elektrischer Energie aus einem bestimmten Netzgebiet und stellt somit eine Kenngröße für die Durchleitungsaufgabe des Übertragungsnetzes dar. Die in Abbildung 4.18 dargestellten monatlichen Korrelationen weisen im Vergleich zu obig diskutiertem Lastverlauf eher auf einen konstanten Zusammenhang mit den Netzverlusten hin. Ebenso sind die täglichen Korrelationen durch längere Phasen mit konstant hohen Korrelationswerten gekennzeichnet. Allerdings sind sowohl die monatlichen als auch die täglichen Korrelationen auch der Transite mit den Netzverlusten durch niedrige oder gar negative Korrelationen unterbrochen.

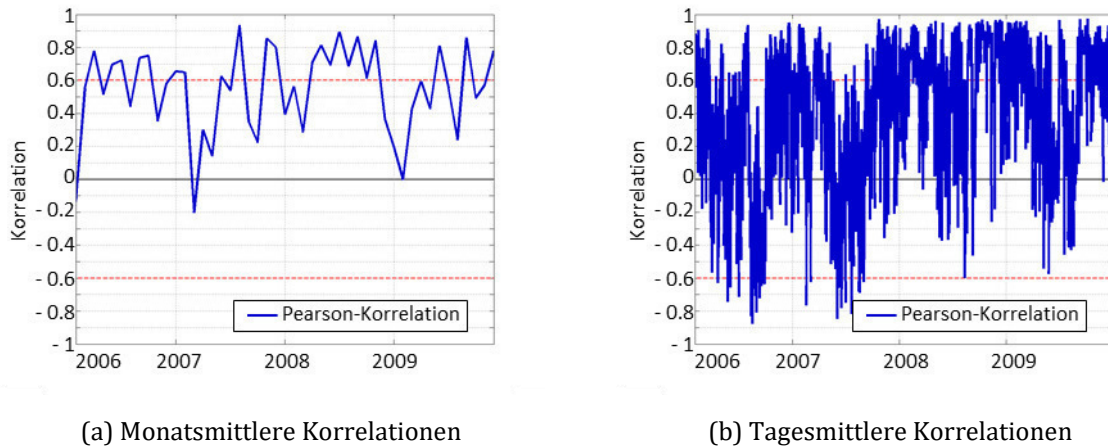


Abbildung 4.18: Korrelationen Netzverluste und Transite

Die an einzelnen Tagen sehr hohen Korrelationswerte größer 0,9 weisen auf Netzverluste hin, die insbesondere durch die Durchleitungsaufgabe des Übertragungsnetzes im betrachteten Netzgebiet getrieben sind. Die Transite sind jedoch eine netzgebietsübergreifende Größe und lassen keine Aussage über der Belastung einzelner Leitungstrassen zu. Zudem ist bei täglicher Berechnung des Korrelationskoeffizienten keine Aussage darüber möglich, ob das Tagesniveau der Transite einen wesentlichen Zusammenhang mit den Netzverlusten hat. Somit lassen sich niedrige oder negative Korrelationswerte auch durch das folgende Gedankenexperiment erklären: Es wird aufgrund der Gesamtsituation der Lastflüsse im europäischen Verbundnetz angenommen, dass nur eine von mehreren Trassen maßgeblich durch Transite hoch ausgelastet ist. Die hier entstehenden elektrischen Verluste sind in ihrer Höhe allerdings nicht entscheidend für die Netzverluste des betrachteten Netzgebiets und machen im gesamten Tagesverlauf nur einen geringen Anteil aus. Die elektrischen Verluste der weiteren Trassen sind maßgeblich durch Einspeisung und Verbrauch innerhalb des betrachteten Netzgebiets bestimmt und bilden in Summe den Hauptteil der Netzverluste. Somit ist nicht nur die Höhe der Transite im Vergleich zu den Netzverlusten, sondern auch deren Auswirkung auf einzelnen Netzelemente und -trassen entscheidend für den jeweiligen numerischen Zusammenhang. Die Korrelation bzw der numerische Zusammenhang der Netzverluste eines Netzgebiets und der Transite durch dasselbe Netzgebiet hängt also von der Stärke der Auswirkung der Transite auf einzelnen Trassen ab. Dies erschwert die Verwendung der Transite als erklärende Größe bei der Prognose der Netzverluste.

Abbildung 4.19 zeigt die monatlichen und täglichen Korrelationen der Netzverluste mit dem Blindleistungsverhalten des betrachteten Übertragungsnetzes. Das Blindleistungsverhalten wird in diesem Fall entsprechend des Verhaltens von Betriebsmitteln als kapazitive oder induktive Verbraucher in Abhängigkeit ihrer Belastung verstanden, das auch in Kapitel 2.2.2 erläutert wird. Das so verstandene Blindleistungsverhalten ist in einer Form entsprechend Abbildung 2.4 auch ein Ausdruck der Belastung der einzelnen

Betriebsmittel. Je höher die Scheinleistungsübertragung im Vergleich zur natürlichen Leistung z.B. einer Freileitung, desto größer ist deren Blindleistungsverbrauch. Somit kann zum einen der naheliegende Schluss des starken Zusammenhangs der Netzverluste mit der Betriebsmittelauslastung formuliert werden. Zum anderen ist das Blindleistungsverhalten aller und einzelner Betriebsmittel ein direkter Einflussfaktor auf die Netzverluste aufgrund der physikalischen Eigenschaft, dass nicht nur die Wirkleistung, sondern die übertragene Scheinleistung entscheidend für die Wirkleistungsverluste ist – siehe Gleichung (2.10). Ausgehend davon, dass auch der Blindleistungsverbrauch einer Freileitung teilweise kompensiert wird, resultiert ein höherer Blindleistungstransport z.B. für solche Leitungen, an deren Ende diese Kompensation nicht direkt möglich ist. Dies führt dementsprechend auch zu längeren Transportwegen für die Blindleistungskompensation und beeinflusst daher auch die ohmschen Verluste.

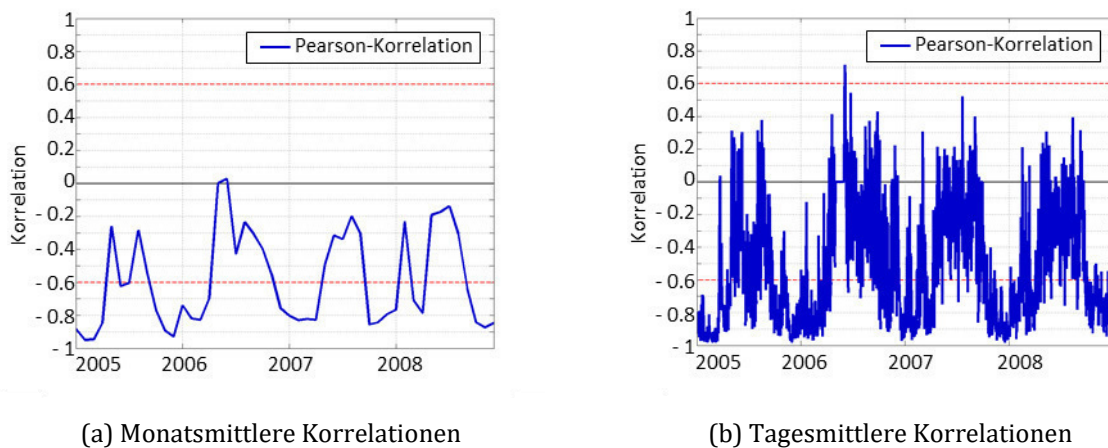


Abbildung 4.19: Korrelationen Netzverluste und Blindleistungsverhalten

Die Monatskorrelationen zeigen nahezu durchgängig Korrelation mit dem gleichen Vorzeichen zwischen Blindleistungsverhalten und Netzverluste, wenn auch zeitweise geringe oder gar Korrelationen bei null ermittelt werden. Naturgemäß schwanken die täglichen Korrelationen stärker, zeigen aber ein etwas klareres Bild als z.B. das Korrelogramm der Transite. Insbesondere in den Wintermonaten sind mitunter konstant sehr hohe Autokorrelationen kleiner $-0,6$ zu beobachten. Das negative Vorzeichen der Korrelationen ist auf die Vorzeichenkonvention bei der Ermittlung des Blindleistungsverhaltens zurückzuführen und hier nicht als Antikorrelation zu sehen. Vielmehr zeigen diese Korrelationswerte, dass die Netzverluste häufig auch dann ansteigen, wenn der Blindleistungsverbrauch der Netzbetriebsmittel zunimmt. Die Verwendung des Blindleistungsverhaltens als eine erklärende Größe bei der täglichen oder untertäglichen Prognose der Netzverluste ist dennoch nicht möglich, da auch das Blindleistungsverhalten ein Ergebnis des Netzlastflüsse ist.

Neben einzelnen energiewirtschaftlichen und technischen Größen stehen die Ergebnisse des in Kapitel 3.1.2 beschriebenen Day-Ahead Congestion Forecast (DACF) zur Verfügung. Die auf Basis kontinentaleuropaweit zusammengetragener Netzmodelle inklusive Annahmen zu Netzlasten und Erzeugungen durchgeführten Lastflussrechnungen für die 24 Stunden des Folgetages werfen als Nebenprodukt die Energieverluste der einzelnen abgebildeten Betriebsmittel ab. Die Summe der Verluste der zu einem bestimmten Netzgebiet gehörenden Leitungen und Transformatoren kann mit den Netzverlusten dieses Netzgebiets verglichen werden. Abbildung 4.20 gibt beispielhaft den Vergleich der im DACF-Prozess ermittelten Netzverluste für die Betriebsmittel des betrachteten Netzgebiets für zwei Wochen in 2011 wieder. Hieraus wird ersichtlich, dass das Tagesniveau der Netzverluste und in weiten Teilen auch der Tagesverlauf gut abgebildet werden. In Abbildung 4.20 sind die Tageskorrelationen der DACF-Berechnung für eine ausgewählte Leitung mit den Verlust-Istwerten der Leitung dargestellt. Da die Korrelationswerte dieses und weiterer leitungsspezifischer Vergleich zu einem großen Teil größer 0,8 sind, kann auch von einer guten Abbildung der Verluste auf einzelnen Betriebsmitteln ausgegangen werden. An einzelnen Tagen jedoch gelingt auch beim DACF-Prozess keine ausreichende gute Erfassung der Netzverluste – vergleiche mit Tageskorrelationswerten nahe null. Abweichungen der Inputannahmen für die Netzmodelle der einzelnen Netzbetreiber im Hinblick auf eine abweichende Lastentwicklung, eine Änderung in der Netztopologie, z.B. auch aufgrund der gewonnenen Erkenntnisse zu potentiellen Engpässen und entsprechender Schaltmaßnahmen, aber v.a. aufgrund abweichender Kraftwerkseinspeisungen durch deren betriebswirtschaftliche Optimierung am Intradaymarkt sind Gründe hierfür.

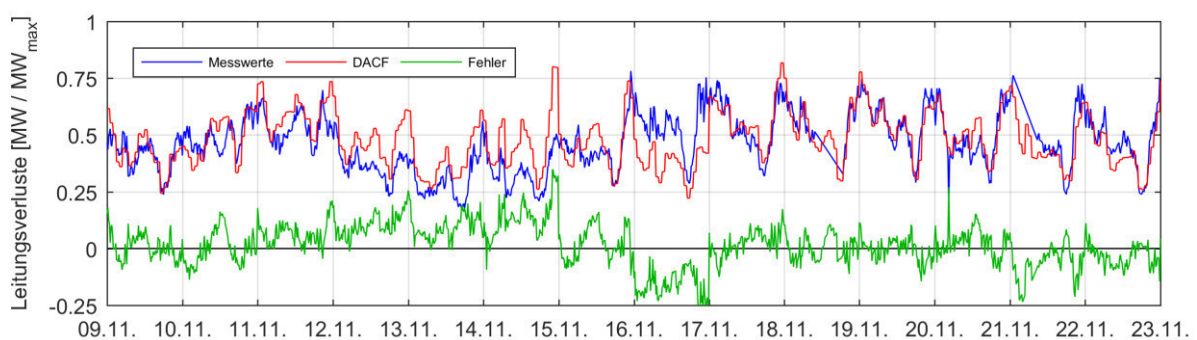


Abbildung 4.20: Day-Ahead Congestion Forecast ggü. Leitungsverluste

Da der DACF-Prozess auf Fahrplananmeldung der Bilanzkreisverantwortlichen und damit auf der Kraftwerkseinsatzplanung als Ergebnis nach dem Day-Ahead Elektrizitätshandel beruht, stehen die Ergebnisse folgerichtig erst nach dem Abschluss des Day-Ahead Spotmarkts zur Verfügung. Somit ist die Verwendung dieser für eine Day-Ahead-Prognose der Netzverluste zur Beschaffung am Day-Ahead Spotmarkt nicht mög-

lich. Jedoch können die DACF-Ergebnisse bei der Erstellung einer Intraday-Prognose verwendet werden. Daher sind diese Daten auch eine Referenz für die Beurteilung der Prognosegüte. Geeignete Fehlermaße zur Beurteilung der Prognosegüte sind u.a. der RRMSE (root mean squared error) und der MAPE (mean average percentage error) – siehe auch Kapitel 5 und Anhang A.2. Die entsprechenden Werte für den Vergleich der DACF-Ergebnisse für die Leitungsverluste mit Istwerten ergeben sich entsprechend Abbildung 4.21 (a). Die Unabhängigkeit der Fehlermaße vom Prognosehorizont ergibt sich hierbei durch die tägliche Durchführung des DACF-Prozesses. Somit stehen als Prognosewerte für alle Prognosehorizonte kleiner als 30 Stunden dieselben Ergebnisse des DACF-Prozesses zur Verfügung. Die Veranschaulichung der DACF-Verlustprognose ist zudem in Abbildung 4.21 (b) als eine Punktwolke gegeben. Die teilweise auftretenden Häufungen der Wertepaare auf vertikalen Linien sind dem Vergleich von stündlichen DACF-Daten mit viertelstündlichen Netzverlustwerten geschuldet.

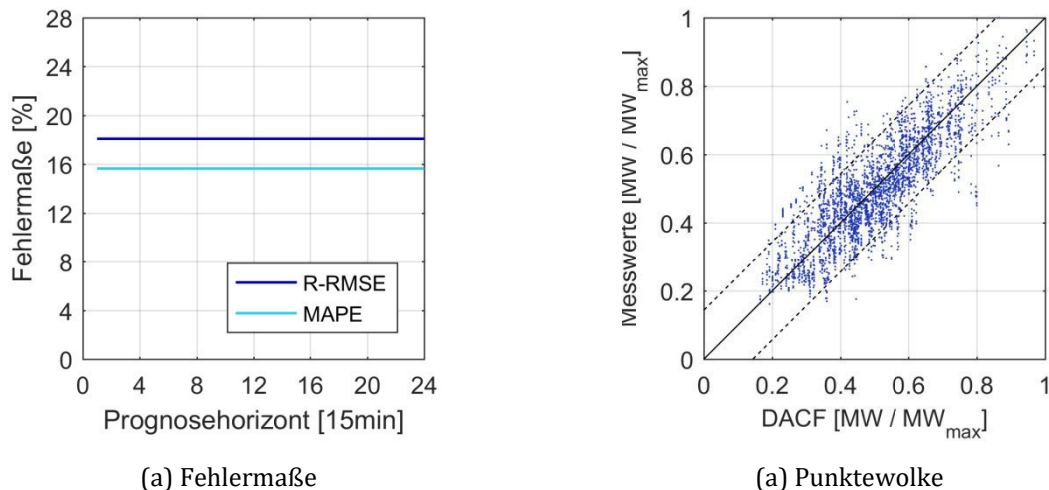


Abbildung 4.21: Fehlermaße und Punktwolke Day-Ahead Congestion Forecast

Aufgrund der guten Prognoseergebnisse von 18,1 % für den RRMSE und 15,6 % für den MAPE sowie einer Korrelation von circa 0,82 sind die Ergebnisse des DACF zum einen für die Prognoseerstellung relevante Eingangsdaten und zum anderen eine Referenz für die Beurteilung der in Kapitel 5 verwendeten ökonomischen Prognoseansätze.

Wie die Leitungsverluste sind auch die Transformatorverluste vor allem durch die in den Leitern entstehenden Stromwärmeverluste charakterisiert, die wiederum direkt von der übertragenen Scheinleistung abhängen. Somit ergibt sich ein direkter Zusammenhang der Transformatorverluste bei der Umspannung aus der Höchstspannungsebene in unterliegende Verteilnetze der Hoch- und Mittelspannung mit der vertikalen Netzlast. Die vertikale Netzlast entspricht der elektrischen Energiemenge, die vom Übertragungsnetz in unterliegende Netze transformiert wird und entspricht somit dem Elektrizitätsverbrauch im betrachteten Netzgebiet abzüglich der in die Verteilnetze ein-

gespeisten elektrischen Energie zuzüglich der Netzverluste in den Verteilnetzen. Diese Erzeugung stammt in zunehmendem Maße aus Anlagen zur Erzeugung von Strom aus erneuerbaren Energien, darunter vor allem der Sonneneinstrahlung und somit der Erzeugung durch photovoltaische Anlagen. Je höher die Sonneneinstrahlung im betrachteten Netzgebiet und desto höher dadurch auch die Stromerzeugung aus Photovoltaikanlagen, desto stärker wird die vertikale Netzlast verringert im Vergleich zu einem Zustand ohne Erzeugung aus Photovoltaikanlagen. Abbildung 4.22 veranschaulicht dies anhand der tagesstundenscharfen Korrelationen zwischen den Transformatorverlusten und der Photovoltaikerzeugung im betrachteten Netzgebiet. Die Auswertung wurde hierbei begrenzt auf Werktage. Eine höhere solarstrahlungs-basierte Erzeugung verringert die vom Übertragungsnetz an die Verteilnetze weitergegebene Leistung und damit die Belastung der Transformatoren insbesondere in den Mittags- und ggf. Abendstunden, wodurch sich der charakteristische Verlauf der Transformatorverluste verändert.

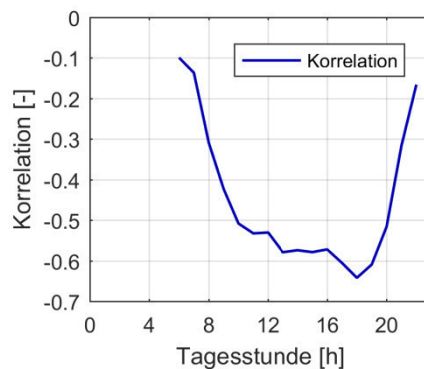


Abbildung 4.22: Zusammenhang Transformatorverluste und Photovoltaikeinspeisung⁷⁴, 2011

Daher ist eine wesentliche Größe mit Wirkung auf Teile der Transformatorverluste die Elektrizitätserzeugung aus Photovoltaikanlagen in unterliegenden Netzen. Der Pearson-Korrelationskoeffizient von bis zu -0,6 und der ausgeprägter Tagesgang untermauern dies.

4.2.5 Betrachtung individueller Betriebsmittel

Wie in Kapitel 2.3 beschrieben, entsprechen die Netzverluste eines bestimmten Netzgebiets der Summe der Verluste aller vorhandenen Betriebsmittel. Aufgrund des sehr großen Anteils der Stromwärmeverluste an den Gesamtverlusten und deren Zusammenhang mit der übertragenen Scheinleistung kommen die Netzverluste durch eine Vielzahl unterschiedlicher Betriebsmittelbelastungen zustande. Die hohen Gradienten (siehe Abbildung 4.7) und breite Streuung der Tages- und Wochengänge insbesondere der Leitungsverluste (siehe Abbildung 4.3 und Abbildung 4.4) sind Resultate dieser vielfältigen

⁷⁴ Die Korrelationswerte basieren auf der Auswertung der Daten des Jahres 2011, begrenzt auf Werktage.

Einflüsse. Die Prognose der Netzverluste muss sich daher der Herausforderung stellen, die wesentlichen Einflüsse nach Möglichkeit explizit oder implizit in geeigneter Art und Weise zu berücksichtigen. Ein Weg, die übergreifende Aufgabe der Prognose gesamten Leitungsverluste mit einem Prognosemodell zu vereinfachen, ist die Einteilung einzelner Betriebsmittel und deren Energieverluste in zwei oder mehrere Gruppen, für die dann jeweils wieder ein gesondertes Prognosemodell angewendet wird. Für diese Gruppierung werden Clusteralgorithmen angewendet.

Das Ziel des Clustering besteht in der Gruppierung der Verlustlastgänge der einzelnen Betriebsmittel in möglichst in sich homogene Gruppen, die untereinander möglichst große Unterschiede aufzeigen. Die Summe der Verlustlastgänge der Betriebsmittel in einer so entstehenden Gruppe weist im Vergleich zu den Gesamtverlusten unterschiedliche Eigenschaften auf. So tritt prozessbedingt eine andere Volatilität, gemessen an der Standardabweichung, auf. Zudem führt etwa die Verwendung des linearen Pearson'schen Korrelationskoeffizienten als Clusterkriterium zu einer Einteilung der Verlustlastgänge in Gruppen, die untereinander geringere Ähnlichkeit besitzen, jedoch ähnliche Verlustlastgänge in sich vereinen.

Für diese Art des Clustering steht der kmeans-Algorithmus zur Verfügung [105], [106]. Er kann für eine Anzahl an Gruppen angewendet werden, die dem Clusteralgorithmus jeweils exogen vorzugeben ist. Zur Beurteilung verschiedener Clusterzahlen kann die mittlere Standardabweichung aller aus dem kmeans-Algorithmus stammenden Cluster herangezogen werden. In der Regel sinkt die Summe der Standardabweichungen aller Gruppen mit steigender Gruppenanzahl⁷⁵. Der kmeans-Clusteralgorithmus verfolgt das Ziel der Minimierung einer vorgegebenen Distanzfunktion. Hierfür stehen mehrere Ansätze zur Verfügung. Gemäß des Ziels, möglichst zueinander ähnliche Zeitreihen der Energieverluste einzelner Betriebsmittel in Gruppen zusammenzufassen, wird als Distanzfunktion $d(V, Z)$ der Ansatz eins minus des Pearson-Korrelationskoeffizienten entsprechend Gleichung (4.2) herangezogen [107]. Hierbei entspricht V der Menge der Verlustzeitreihen aller einzelnen Betriebsmittel und Z den Zentroiden der Gruppe. Letztere sind als arithmetischer Mittelwert aller Gruppenelemente definiert.

$$d(V, Z) = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (v_i - \bar{v})(z_i - \bar{z})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (v_i - \bar{v})^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^n (z_i - \bar{z})^2}} \quad (4.2)$$

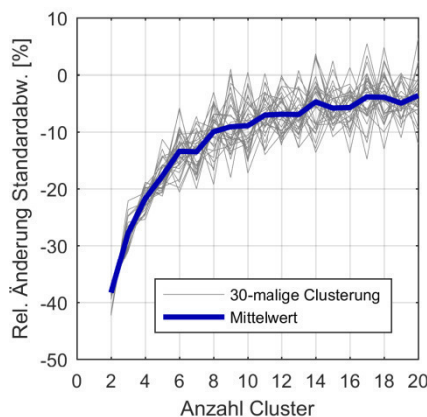
Die Summe der Distanzfunktionen über alle Gruppen oder Cluster wird in iterativer Anwendung minimiert. Hierbei werden die Zentroiden der einzelnen Gruppen durch die Änderung der Zusammensetzung der einzelnen Gruppen angepasst. Ergibt sich schließlich eine Änderung der Distanzfunktion, die kleiner eines vorgegebenen Referenzwertes ist, zeigt sich die Distanzfunktion stabil und wird der Clusteralgorithmus

⁷⁵ Die Gruppierung von zu einander ähnlichen Elementen führt zu kleinen Gruppenstandardabweichungen, deren Summe kleiner der Standardabweichung der Datengesamtheit ist.

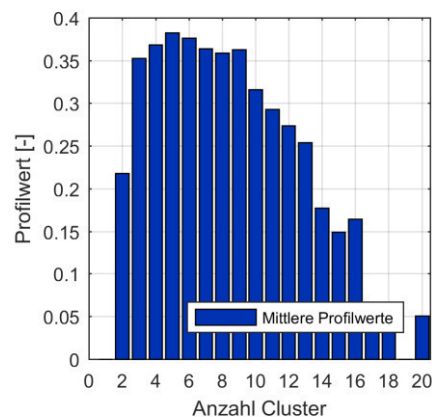
abgebrochen. Die in dieser Iteration identifizierten Gruppeneinteilungen werden schließlich als Clusterergebnis festgehalten. Aufgrund des verwendeten iterativen Suchalgorithmus ist das Finden des globalen Minimums nicht garantiert. Daher ist es ratsam den k-means-Algorithmus mehrfach anzuwenden um schließlich das Minimum der einzelnen Durchläufe als endgültiges Ergebnis zu erhalten⁷⁶.

Mit dem Ziel, Prognosen für das zweite Halbjahr anzustellen, wird der k-means-Algorithmus auf die Daten ersten Halbjahres 2011 angewendet. Zur Ermittlung der optimalen Anzahl an Gruppen, wird das Clustering für mehrere Clusteranzahlen durchgeführt und die wesentliche Kenngröße Standardabweichung jeweils pro Cluster und für die Gesamtheit aller Cluster berechnet. Abbildung 4.23 (a) stellt die Ergebnisse dieser Anwendung als Änderung der Standardabweichung für jede Erhöhung der Clusteranzahl dar.

In Ergänzung zur Veränderung der Volatilität der Betriebsmittelgruppen oder Cluster kann ein Profilwert herangezogen werden. Der Profilwert⁷⁷ dient der Beurteilung des Clustererfolgs, in dem die Distanzen innerhalb von Clustern mit den Distanzen zwischen Clustern verglichen werden [108], siehe Abbildung 4.23 (b). Ein größerer Profilwert weist hierbei auf eine schärfere Einteilung der Clusterelemente hin.



(a) Relative Änderung Standardabweichung



(b) Profilwerte

Abbildung 4.23: Clusteranzahl und mittlere Standardabweichung

Zu erkennen ist eine besonders starke Reduktion des Volatilitätsmaßes bei niedrigen Clusteranzahlen. Eine deutliche Reduktion der Volatilität ist bei der schrittweisen Erhöhung der Clusteranzahl von 2 auf 5 bzw. 6 vorhanden. Ab einer Clusteranzahl von 5 fällt

⁷⁶ Für detaillierte Ausführungen zum theoretischen Hintergrund des kmeans-Clustering, und zu Anwendungsbeispielen wird hier beispielhaft auf [108], [125], [126] und [127] verwiesen.

⁷⁷ Profilwert = $(A_i - I_i) / \max(A_i, I_i)$; A_i : Minimum mittlere Clusteraußendistanz – Minimum der Mittelwerte der Distanzen zwischen einem Clusterelement zu allen Elementen eines weiteren Clusters; I_i : mittlere Clusterinnendistanz – Mittelwert der Distanzen eines Clusterelements zu allen anderen Elementen desselben Clusters.

die relative Änderung der Standardabweichung durch die Clusterzahlerhöhung erstmals unter 20 %. Wird die Clusteranzahl weiter erhöht, führt dies zu einer wesentlich kleineren Veränderung der Volatilität. Der Grenznutzen, gemessen an der Verringerung der Standardabweichung, nimmt also mit größer werdender Clusteranzahl ab. Zudem weisen die je Clusteranzahl berechneten Profilwerte ein Maximum für die Clusteranzahl 5 auf, siehe Abbildung 4.23 (b).

Folglich kann als sinnvolle Clusteranzahl ein Wert größer gleich fünf identifiziert werden. Da auch hier wie bei der Festlegung ökonomischer Prognoseansätze (siehe Kapitel 4.2) das Prinzip der Sparsamkeit angewendet werden soll, werden im Folgenden 5 Cluster verwendet. Das in Kapitel 3.3.2 erläuterte Vorgehen zur Prognosemodellentwicklung und -anwendung wird dementsprechend um die Anwendung eines Algorithmus zur Gruppierung oder zum Clustering erweitert.

Die durch das k-means-Clustering entstehenden Betriebsmittelgruppen können für die Identifikation geeigneter Prognosemodelle weitergehend durch individuelle Kriterien beurteilt werden. Etwa die Interpretationen der ACF und der PACF lassen den Schluss zu, dass sich die verwendeten Prognosemodelle hinsichtlich der Parameterstruktur unterscheiden werden können, aber nicht zwingend müssen. Für die weitere Ausführung siehe Kapitel 5.2.6.

4.3 Gewährleistung eines stabilen operativen Ablaufs

Die Beschaffung von Energie zum Ausgleich von Netzverlusten geschieht fortlaufend, siehe Kapitel 2.4. Daher ist auch die Prognose der Netzverluste eine kontinuierliche Aufgabe. Folglich ist die Gewährleistung einer im Zeitverlauf stabilen Prognosegüte ein wesentliches Ziel bei der Entwicklung des Prognosemodells. Hierfür sind im operativen Betrieb regelmäßige Überprüfungen zur Sicherstellung einer ausreichenden Prognosegüte anzustellen.

Die direkteste Form der Prognoseüberprüfung ist die Berechnung von Fehlermaßen zur numerischen Beurteilung der Prognosefehler. Auf geeignete Fehlermaße wird in Kapitel 5.2 näher eingegangen und weitere Erläuterungen zu diesen befinden sich in Anhang A.2.

Zur Prüfung, ob das entwickelte Prognosemodell weiterhin geeignet ist, sind Untersuchungen der Eingangsdaten in regelmäßigen Abständen zu tätigen. Hierzu gehört in erster Linie die statistische Untersuchung neu aufgezeichneter Ist-Werte der Prognosevariablen. So ist insbesondere die Volatilität z.B. in Form der Standardabweichung wie auch der Schwankungsbreite auf außergewöhnliche Veränderungen über die Zeit hin zu überprüfen. Zudem sind die für die Modellidentifikation der ökonomischen Ansätze

wichtigen autokorrelativen Eigenschaften der Prognosevariablen sowie die saisonalen Zusammenhänge wiederholt zu ermitteln. Die Zusammenhänge zu verwendeten exogenen Einflüssen sind darüber hinaus auf Fortbestand zu testen. Da die Netzverluste auch ein Resultat der Netztopologie und der verwendeten Transporttechnik sowie des Leitermaterials sind, ist es ratsam Änderungen dieser mit der Entwicklung der Verlustenergie zu vergleichen und beobachtete Änderungen wiederum in die Ausgestaltung des Prognoseverfahrens einfließen zu lassen. In diesem Zusammenhang ist zudem der temporäre oder dauerhafte Wegfall wie auch der Zubau von Erzeugungsanlagen ein wesentlicher Einflussfaktor für die Lastflüsse im vermaschten Übertragungsnetz und damit auch für die Netzverluste.

Aus diesen Prüfungen und Tests resultieren etwaige Anpassungen der ökonomischen Modellordnungen, Veränderungen der verwendeten saisonalen Komponenten, das Hinzunehmen und das Weglassen von exogenen Regressoren sowie die Vergrößerung, Verkleinerung oder Umstrukturierung des rollierend herangezogenen Schätzzeitraums.

Neben der statistischen Überprüfung der bei der Prognose verwendeten Zeitreihen und deren Interdependenzen ist die Implementierung eines stabilen operativen Prozesses ein wesentlicher Aspekt für die ebenso stabile Prognosegüte. Angefangen mit der möglichst lückenlosen Bereitstellung von Rohdaten über die zielgerichtete Verarbeitung dieser Daten bis hin zur Vorhaltung der für Parameterschätzung und Prognoserechnung notwendigen Datenbasis ist der gesamte Datenprozess mehrstufig aufgebaut. Abbildung 4.24 stellt diesen Prozess in vereinfachter Form als Verlaufsdiagramm dar.

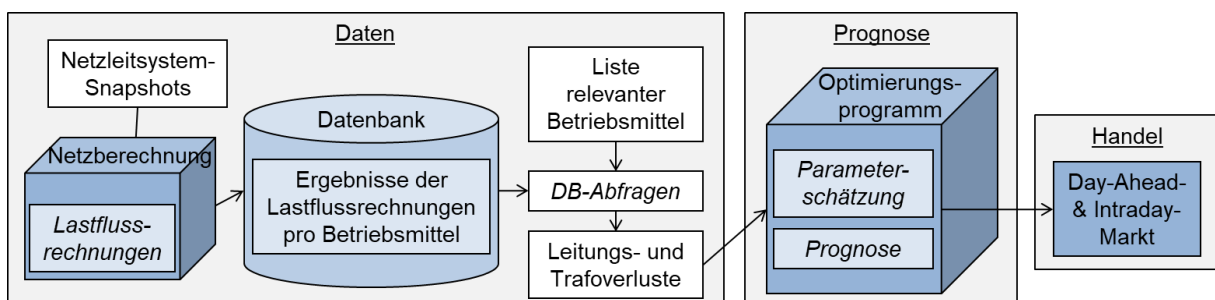


Abbildung 4.24: Prozessschema Verlustenergieprognose

Das gesamte Verfahren des Ausgleichs von Netzverluste geschieht in drei Teilen – Datenverarbeitung, Prognose und Handel –, die jeweils in weitere Schritte unterteilt werden können. Im ersten Teil der Datenverarbeitung sind folgende Schritte zu unterscheiden:

- Schritt 1: Export des aktuellen Netzzustands aus Netzleitsystem zur vollen Viertelstunde. Als Resultat werden 96 sogenannten Snapshots oder anders ausgedrückt Momentaufnahmen des Netzzustands erhalten. Diese Snapshots enthalten neben

der Netztopologie alle Ein- und Ausspeiseleistungen des aktuellen Zeitpunkts und sind die Eingangsdaten für den nächsten Schritt.

- Schritt 2: Durchführung von Lastflussrechnungen für jeden Snapshot. Wie in Kapitel 3.1.1 erläutert, werden mit Hilfe der Lastflussrechnung zusätzlich den Wirk- und Blindleistungen auch die Wirkverluste pro Betriebsmittel berechnet.
- Schritt 3: Datenhaltung. Insbesondere die Parameterschätzung bedarf einer ausreichend großen Datenbasis um signifikante Parameterwerte zu ermitteln. Die Vorhaltung dieser Datenbasis geschieht grundsätzlich in einer Datenbank. Die nicht unerhebliche Datenmenge – ein Verlustenergiewerte je Viertelstunde und je Betriebsmittel – bedingt eine möglichst effiziente Datenhaltung mit der Möglichkeit Daten sowohl schnell ein- als auch auszulesen.
- Schritt 4: Selektion der relevanten Betriebsmittelzeitreihen. Netzleitsysteme dienen in erster Linie der Überwachung und Steuerung des Netzbetriebs. Da nicht nur Betriebsmittel und der Belastung innerhalb eines Netzgebiets, sondern auch die Lastflüsse und technischen Gegebenheiten in benachbarten Netzgebieten den Netzbetrieb wesentlich beeinflussen, wird in Netzleitsystemen auch ein Randnetz abgebildet. Folglich enthalten die aus dem Netzleitsystem exportierten Snapshots Betriebsmittel, für deren Verluste der Netzbetreiber nicht aufkommen und die er nicht ausgleichen muss. Daher ist die Auswahl der relevanten Betriebsmittel anhand einer definierten Liste vorzunehmen. Im Anschluss können die Verluste einzelner Betriebsmittel zu Summenzeitreihen, wie z.B. den Leitungs- und Transformatorverlusten addiert werden.

Im zweiten Teil des Netzverlustausgleichs findet die Prognoserechnung statt.

- Schritt 5: Schätzung der Parameter. Auf Basis der in den vorhergegangenen Schritten bereitgestellten Datenhistorie werden die Parameter des Prognosemodells geschätzt. Dies findet in rollierender Abfolge statt – im Idealfall einmal je Viertelstunde und damit jeweils dann, wenn die Daten eines neuen Snapshots zur Verfügung stehen.
- Schritt 6: Prognoserechnung. Mit Hilfe der zuvor festgelegten Formulierung des Prognosemodells, der im vorhergehenden Schritt geschätzten Parameterwerte und auf Basis aktuellster historischer Verlustenergiewerte werden für den gesamten erzielten Prognosezeitraum Prognosewerte berechnet. Die ermittelten Prognosewerte sind nach Bekanntwerden der tatsächlichen Netzverluste mit Hilfe von Fehlermaßen zu bewerten. Dies findet ebenso wie die Parameterschätzung in rollierender Abfolge statt.

Im dritten Teil des Prozesses zum Ausgleich von Netzverlusten findet schließlich die Beschaffung der entsprechend benötigten Energiemengen statt. Dieser Beschaf-

fungsprozess und die entstehenden Kosten für den Netzverlustausgleich werden in Kapitel 2.4 näher erläutert.

- Schritt 7: Beschaffung der Langfristkomponente am Terminmarkt. Diese basiert auf einer langfristigen Prognose des mittleren Verlustenergieverlaufs und dient der Absicherung gegen physikalische und finanzielle Risiken.
- Schritt 8: Realisierung der aktuellsten Prognose am Day-Ahead-Markt. Die erwarteten Verlustenergiemengen können für kurzfristige Prognosehorizonte mit höherer Genauigkeit prognostiziert werden. Die Aktualisierung des Ausgleichsfahrplans geschieht hierbei durch den Zukauf von Energiemengen, wenn die Day-Ahead-Prognose größere Werte als die Langfristprognose vorsieht, und durch den Verkauf von Energiemengen im umgekehrten Fall.
- Schritt 9: Realisierung der aktuellsten Prognose am Intraday-Markt. Was für Prognosegüte der Day-Ahead- gegenüber der Langfristprognose gilt, gilt ebenso für die Prognosegüte der Intraday- gegenüber der Day-Ahead-Prognose. Die abermalige Aktualisierung der Verlustenergiebeschaffung geschieht in ähnlicher Weise wie in Schritt 8. Beim Handel von Energiemengen am Intradaymarkt ist allerdings ein anderer Preisbildungsmechanismus zu berücksichtigen. Am Day-Ahead-Markt mit Einheitspreisauktion und geschlossenem Orderbuch ist die letzte Gebotsabgabe am Vortag vor 12 Uhr ausschlaggebend für gehandelte Energiemenge und Preis. Am Intradaymarkt jedoch kommt dem Zeitpunkt der Gebotserstellung zusätzlich eine Bedeutung zu. Aufgrund des kontinuierlichen Handels, des Gebotspreisverfahrens und dem offenen Orderbuch verändert sich das Verhältnis zwischen Verkaufs- und Kaufgeboten über die Zeit [109]. Daher ist bei der Erstellung der Handelsstrategie neben Preis und Menge auch der Handelszeitpunkt festzulegen.

5 Prognose von Netzverlusten im Übertragungsnetz

Für die Prognose von Netzverlusten wird ein Verfahren entwickelt, welches für den operativen Betrieb bei einem Netzbetreiber sowohl hinsichtlich der Qualitätsanforderungen als auch bezüglich der technischen und datenseitigen Machbarkeit geeignet ist. Das Ziel der Modellentwicklung ist die Gewährleistung einer hohen und über die Zeit stabilen Prognosegüte. Hierbei ist zu berücksichtigen, dass das Prognosemodell als Basis für die Beschaffung von Energie zum Ausgleich von Netzverlusten am Day-Ahead- und Intraday-Markt gedacht ist und daher Prognosen für unterschiedliche Prognosehorizonte bereitstellen soll.

Die in Kapitel 3.3 vorgestellten ökonomischen Prognosemodelle werden in diesem Kapitel auf die Netzverluste im Übertragungsnetz in Baden-Württemberg angewendet. In Kapitel 5.1 wird zunächst auf die Erstellung und die Ergebnisse eines für dieses Netzgebiet geeigneten ökonomischen Prognosemodells eingegangen. In Kapitel 5.2 werden anschließend verschiedene Einflussgrößen auf die Prognosegüte diskutiert. Da die Prognose von Netzverlusten eine kontinuierliche Aufgabe ist, werden die ökonomischen Ansätze auf Daten verschiedener Zeiträume angewendet und die Ergebnisse verschiedener Ansätze in Kapitel 5.3 verglichen. Kapitel 5.4 beinhaltet schließlich die Anwendung der entwickelten Prognosemodelle auf ein ausgewähltes zweites Netzgebiet.

5.1 Anwendung saisonal autoregressiver moving-average Modelle

Die in diesem Kapitel beschriebene Anwendung von ökonomischen Modellen geschieht in enger Anlehnung an das in [73] beschriebene Box-Jenkins-Verfahren. Dieses lässt grundsätzlich in die Abschnitte Modellidentifikation, Parameterschätzung und Prognose einteilen. Zunächst wird bei der Prognosemodellentwicklung und -anwendung der Fokus auf die Prognose von Netzverlusten für den sehr kurzfristigen Intraday-Horizont als letzte Möglichkeit zur Anpassung der Netzverlustbeschaffung vor dem jeweiligen Lieferzeitraum gelegt. In Kapitel 5.2.4 erfolgt im Vergleich hierzu die Betrachtung

tung des Day-Ahead-Horizonts als Grundlage für die vortägliche Beschaffung von Netzverlustmengen.

Prognose von Leitungsverlusten

Zur Identifikation von geeigneten ökonometrischen Prognoseansätzen wurden in Kapitel 4.2 Kenngrößen zur Beurteilung verschiedener Modelle für die anstehende Prognoseaufgabe diskutiert. In Ergänzung dessen sei hier die Bewertung der Modelle mittels der genannten Informationskriterien Akaike-Informationskriterium (AIC) und Schwarz-Bayes-Informationskriterium (BIC) vorgenommen, da hierdurch auch die Schätzgüte im Vergleich zu Modellkomplexität bewertet wird. Entsprechend der in Kapitel 4.2.2 abgebildeten (partiellen) Autokorrelationsfunktionen kommt ein ökonometrischer saisonaler Autoregressive Integrated Moving-Average-Ansatz mit einem exogenen Regressor als vielversprechendstes Prognosemodell zum Einsatz, der nomenklatorisch als SARI-MAX (2,1,1,1)-(4,0,1)₉₆ bezeichnet wird. Dieses ist sowohl im Hinblick auf die autoregressiven Eigenschaften, die Bereinigung der Zeitreihe von bestehenden saisonalen Trends als auch die Verwendung des exogenen Regressors in Form der Ergebnisse des DACF-Prozesses das Modell mit dem größten erwarteten Prognoseerfolg.

Die Anwendung der Prognoserechnung auf die Netzverluste des betrachteten Netzgebiets⁷⁸ findet für das zweite Halbjahr des Jahres 2011 statt. Die unten diskutierten Sensitivitätsrechnungen werden auf die Netzverluste eines hieraus ausgewählten Monats –November 2011 – angewendet. Mit dieser Wahl des Prognosezeitraumes sind Zeitabschnitte gewählt, die die wesentlichen Charakteristika der Netzverluste enthalten – darunter hohe Regelmäßigkeiten und Zeiträume mit unregelmäßigen Tagesgängen, Volatilitätscluster, Sommerzeitraum mit niedrigeren Netzverlusten und Winterzeitraum mit höheren Netzverlusten. Damit wird das Prognosemodell vor eine möglichst realistische Aufgabe gestellt. Dementsprechend lässt diese Auswahl an Prognosezeiträumen auch die Wertung der Prognosemodelle im Hinblick auf die Eignung für den operativen Einsatz zu. Die Bestätigung der Signifikanz der verwendeten Modellparameter ist durch die Auflistung der Ergebnisse der t-Tests in Tabelle A. 1 in Anhang A.3 dargestellt.

Die Wahl der Dauer des Schätzzeitraums ist eine wesentliche Grundlage der Prognosemodellanwendung. Die Festlegung des rollierenden Schätzzeitraums findet dabei in einem Spannungsfeld statt. Zum einen sollte eine ausreichende Stichprobengröße zur Erlangung einer statistischen Signifikanz der verwendeten Parameter gewährleistet sein, woraus sich eher ein längerer Schätzzeitraum ergibt. Zum anderen sollten die für den Prognosezeitraum zu erwartenden Netzverlustcharakteristika auch im Schätzzeitraum enthalten sein. Aufgrund der veränderlichen Eigenschaften der Netzverluste – siehe Kapitel 4.1.1 – führt dies zu einem eher kürzeren Schätzzeitraum. Die Auswahl des

⁷⁸ Heutige Regelzone der TransnetBW GmbH. Zum damaligen Zeitpunkt firmierte das Unternehmen und dem Namen EnBW Transportnetze AG.

Schätzzeitraums erfolgt daher wiederum anhand des Jahresverlaufs der Netzverluste. Abbildung 5.1 stellt die gemittelten Differenzen der Leitungsverluste in täglicher Auflösung in Abhängigkeit des Zeitabstands von bis zu einem Jahr dar. Zur grafischen Unterstützung ist ebenso das rollierende Mittel dieser berechneten Werte über 4 Wochen dargestellt.

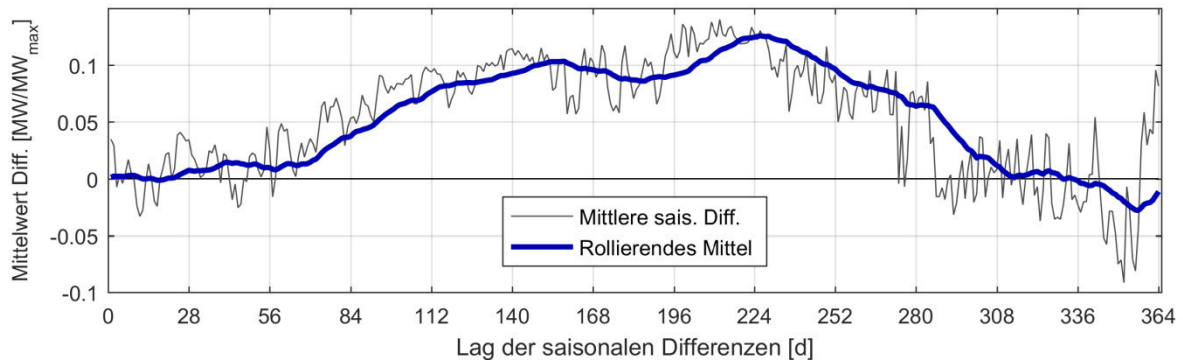


Abbildung 5.1: Mittlere saisonale Differenzen Leitungsverluste, 2010- Jun. 2011

Ab einem Abstand von circa 56 Tagen also 8 Wochen steigt die mittlere saisonale Differenz an. Bis zu diesem Abstand heben sich die Differenzen im Mittel circa zu Null auf. Da der Schätzzeitraum rollierend angepasst wird und jeweils die jüngste und aktuelle Charakteristik der Netzverluste abbilden soll, wird für die folgenden Prognoseanwendungen jeweils ein Schätzzeitraum von 8 Wochen gewählt. Der ebenfalls rollierende Schätzzeitraum für die Parameter der Transformatorverlustprognose wird an den Schätzzeitraum der Leitungsverluste angeglichen. Die Durchführung der Parameterschätzung wird in MATLAB® mit Hilfe der Funktionen der zugehörigen *Econometric Toolbox* ausgeführt und ist programmtechnisch der rollierenden Prognoserechnung jeweils vorgelagert.

Die Ergebnisse der Parameterschätzung des hier betrachteten SARIMAX-Ansatzes bestehen im Wesentlichen aus den Parameterwerten und lassen die Beurteilung der Schätzgüte anhand der Log-Likelihood-Funktion und der auf ihr aufbauenden Akaike- und Schwarz-Bayes-Informationskriterien zu. Die Überprüfung der Signifikanz der geschätzten Parameter geschieht auf Basis des t-Tests, dessen Ergebnisse in Anhang A.3 dargestellt sind. Getestet wird, ob sich die Parameter signifikant von Null unterscheiden und somit einen validen Beitrag des Modellteils zur Prognose leisten.

Der erste Anhaltspunkt zur Beurteilung der Prognosegüte ist die grafische Gegenüberstellung von Prognose- und Istwerten. Hierzu sind in Abbildung 5.2 die Prognose für Leitungsverluste samt Istwerten und Prognosefehlern für den Prognosehorizont von vier Viertelstunden abgebildet. Aufgrund der rollierenden Prognoseanwendung entstammt jeder Prognosewert einer neuerlichen Prognoserechnung mit jeweils um eine Viertelstunde weiter in die Zukunft verschobener Datenbasis. Mit Blick auf die darge-

stellten Istwerte werden zwei Abschnitte sichtbar: der erste Abschnitt mit unregelmäßigem Tagesverlauf und der zweite Abschnitte mit Tagesverläufen, die zueinander ähnlich

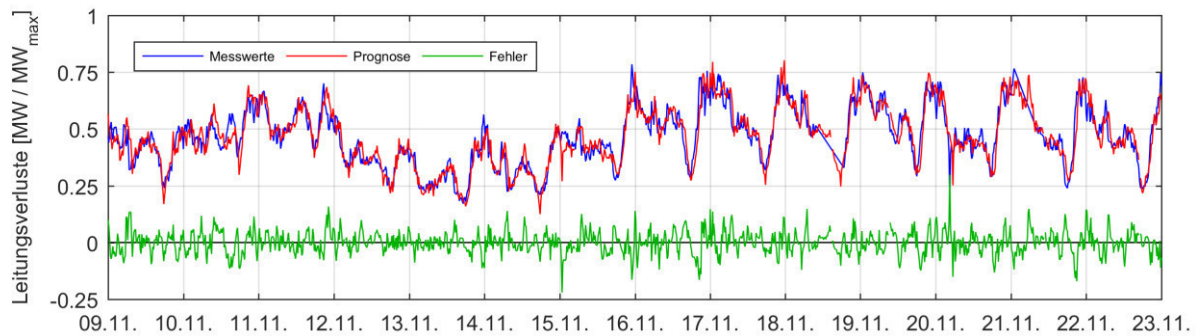


Abbildung 5.2: Prognoseergebnisse Leitungsverluste, Ausschnitt

sind. In beiden Zeiträumen ist das Prognosemodell in der Lage, den Tagesverlauf zu erfassen.

Eine wesentliche Grundlage für die Beurteilung von Prognosemodellen sind Fehlermaße, von denen hier v.a. der RRMSE (Relative Root Mean Squared Error) und der MAPE (Mean Absolute Percentage Error) betrachtet werden. Abbildung 5.3 (a) zeigt die Fehlermaße in Abhängigkeit des Prognosehorizonts auf. Dem liegt die Annahmen zugrunde, dass aus jeder Prognoserechnung genau der gleiche Prognosehorizont realisiert wird – d.h. zum Beispiel die Fehlermaße für acht Viertelstunden wird aus rollierenden Prognosen für die jeweils acht Viertelstunden in der Zukunft liegenden Werte für den gesamten Prognosezeitraum ermittelt. Der steile Anstieg der Fehlermaße verdeutlicht die Sinnhaftigkeit eines kurzen Prognosehorizonts. Zwischen den Prognosehorizonten zwei und acht Viertelstunden findet eine Verdopplung der Fehlermaße statt, zwischen den Prognosehorizonten acht und 24 lediglich ein Zuwachs von 3 %-Punkten und damit knapp 20 %. Idealerweise wird folglich der kleinstmögliche Prognosehorizont in Form eines Handelsgeschäfts am Intradaymarkt realisiert. Demgegenüber stehen operative Restriktionen, wie die Datenverfügbarkeit und die gesamte computergestützte Berechnungszeit für die Bereitstellung von Prognosewerten sowie marktseitige Hemmnisse wie die Risiken bei sehr kurzfristigen Geschäften im kontinuierlichen Intradaymarkt⁷⁹.

⁷⁹ Diese ergeben sich z.B. aufgrund der Preisbildung auf Basis des Gebotspreisverfahrens [44]. Ausgegangen wird hier von folgender Annahme: je kürzer die betrachtete Zeitdauer des kontinuierlichen Intradayhandels, desto geringer die Anzahl an Handelsgeschäften. Steht für den Abschluss eines Handelsgeschäfts am Intradaymarkt nur ein kleiner Zeitraum zwischen Gebotserstellung und Handelsschluss (auch Gate Closure genannt; aktuell 30 min vor Beginn des Lieferzeitraums) zur Verfügung, erhöht sich die Wahrscheinlichkeit für ungünstige Preise (hohe Kauf- oder niedrige Verkaufspreise).

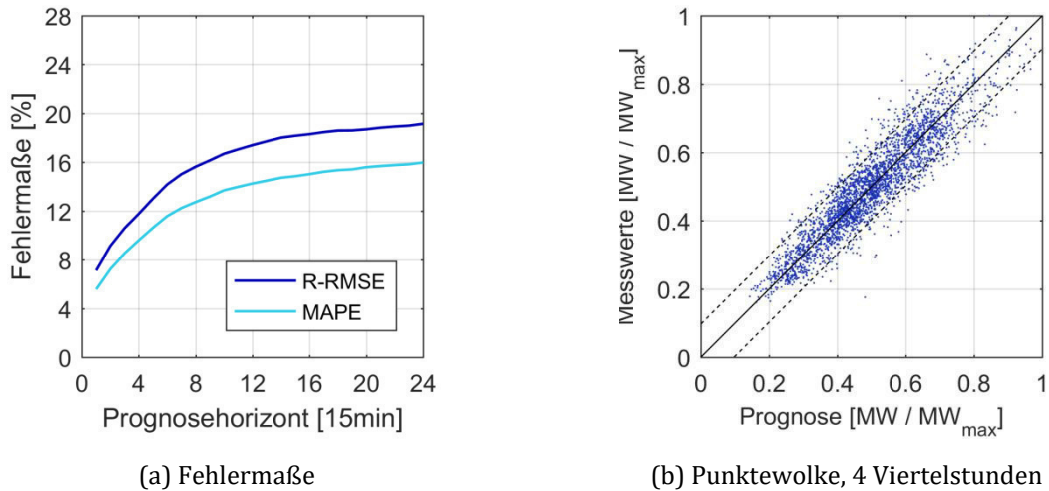


Abbildung 5.3: Fehlermaße und Punktwolke, Leitungsverluste, Jul.-Dez. 2011

Abbildung 5.3 (b) zeigt das Prognoseergebnis des Prognosehorizonts von vier Viertelstunden als eine Punktwolke auf. Zusätzlich sind im Diagramm die theoretisch optimale Regressionsgerade und die 5 und 95 %-Quantile der Prognosefehler dargestellt. Die Häufung der Punkte um die Winkelhalbierende lassen die Aussage zu, dass sich 95 % der Prognosewerte innerhalb der Quantile um die Istwerte herumbewegen. Dies wird durch einen hohen Korrelationskoeffizienten zwischen Prognose- und Istwerten von 0,92 begleitet.

Neben der Betrachtung von Fehlermaßen ist ebenso die Analyse der Häufigkeitsverteilung der Prognosefehler relevant. Lassen sich die resultierenden Prognosefehler in Näherung durch eine angepasste Normalverteilung beschreiben, liegt die Zufälligkeit der Abweichungen nahe und eine systematische Abweichung ist nahezu auszuschließen. Abbildung 5.4 gibt die (kumulierte) Häufigkeitsverteilung der Prognosefehler der Leitungsverluste im Prognosezeitraum mit einem Prognosehorizont von vier Viertelstunden wieder.

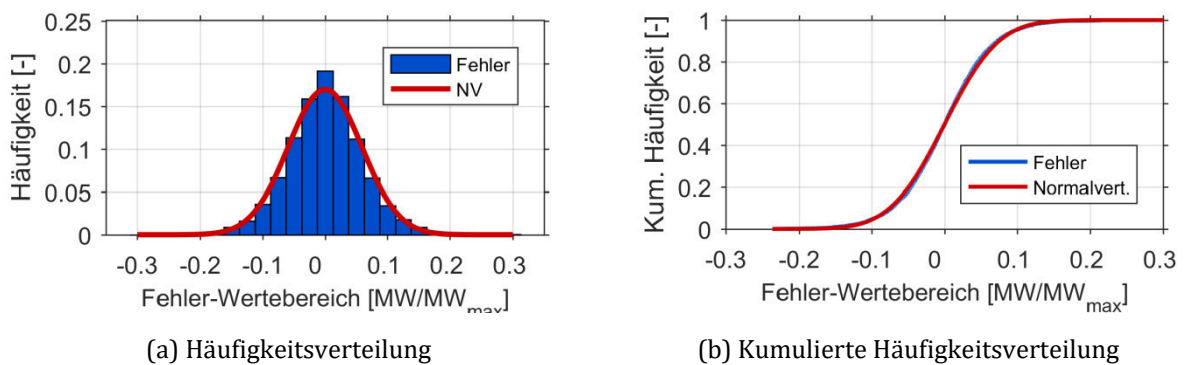


Abbildung 5.4: Häufigkeitsverteilung der Prognosefehler, Leitungsverluste, Jul.-Dez. 2011

Sowohl für die einfache als auch für die kumulierte Häufigkeitsverteilung ist grafisch eine gute Übereinstimmung mit der angepassten Normalverteilung zu beobachten. Diese gesamthafte Betrachtung aller Prognosedurchläufe wird durch die Auswertung des Chi-Quadrat-Normalverteilungstests für jeden Prognoselauf überprüft. Die Testauswertung bestätigt die Normalverteilungshypothese für circa 70 % der Prognosedurchläufe. Hierbei wird ein mittlerer Wahrscheinlichkeitswert von circa 38 % ermittelt, der deutlich über dem Signifikanzwert der Irrtumswahrscheinlichkeit von 5 % liegt. In den verbleibenden 30 % der Prognosedurchläufe kann die Normalverteilungshypothese nicht aufrechterhalten werden.

Prognose Transformatorverlusten

Entsprechend des Vorgehens für Leitungsverluste, wurde auch für Transformatorverluste ein geeigneter ökonomischer Ansatz identifiziert. Als geeignetes Modell für die Intraday-Prognose der Transformatorverluste im betrachteten Netzgebiet wird ein ökonomischer saisonaler Autoregressive Integrated Moving-Average-Ansatz mit einem exogenen Regressor, kurz SARIMAX (3,1,1,1)-(8,0,1)₉₆ festgestellt. Der Schätzzeitraum für die Bestimmung der Modellparameter wird aufgrund derselben oben genannten Überlegungen zu den saisonalen Differenzen in Abbildung 5.1 gleichgesetzt. Ebenso findet die Prognoseanwendung unter den gleichen Bedingungen wie bei den Leitungsverlusten und damit unter möglichst realistischen Annahmen in rollierender Weise statt. Die Bestätigung der Signifikanz der verwendeten Modellparameter ist durch die Auflistung der Ergebnisse der t-Tests in Tabelle A. 2/Tabelle A. 2: in Anhang A.3 dargestellt.

Zur grafischen Überprüfung der Prognoseergebnisse sind beispielhafte Prognoseergebnisse für Transformatorverluste als Zeitreihen in Abbildung 5.5 dargestellt. Aufgrund der rollierenden Prognoseanwendung entstammt auch hier jeder Prognosewert einer neuerlichen Prognoserechnung mit jeweils um eine Viertelstunde weiter in die Zukunft verschobener Datenbasis. Mit Blick auf die dargestellten Istwerte sind zum einen Werkzeuge, zum anderen Wochenendtage sowie Tage mit niedrigen und höheren Werten um die Mittagszeit zu beobachten. Letzteres rührt unter anderem von der veränderlichen Elektrizitätserzeugung aus Photovoltaikanlagen in unterliegenden Verteilnetzen. Die Erfassung sowohl der Besonderheiten der unterschiedlichen Wochentage als auch der situativ verminderten Werte um die Mittagsstunden gelingt mit dem angewendeten Prognosemodell.

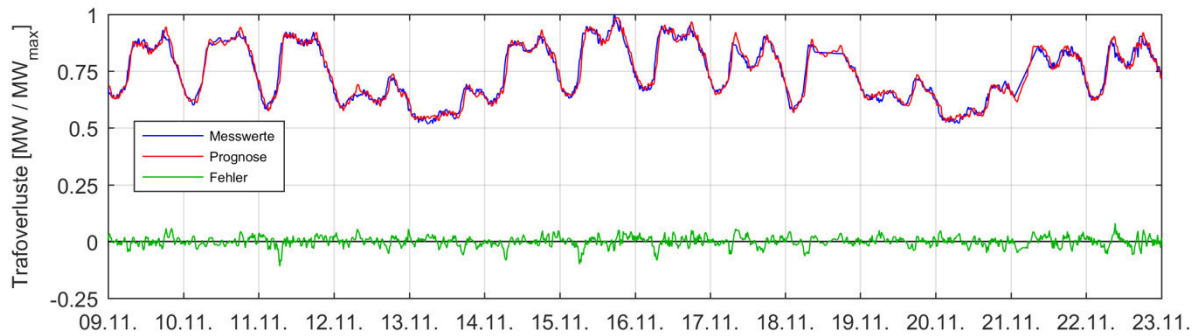


Abbildung 5.5: Prognoseergebnisse Transformatorverluste, Ausschnitt Nov. 2011

Im Vergleich zum Prognoseergebnis für Leitungsverluste zeigen die Fehlermaße für die Transformatorverlustprognose ein anderes Bild. Abbildung 5.6 (a) stellt hierzu die Entwicklung der Fehlermaße RRMSE (Relative Root Mean Squared Error) und MAPE (Mean Absolute Percentage Error) über den Prognosehorizont dar. Zwar treten auch hier die größten Zuwächse der Fehlermaße bei sehr kurzen Prognosehorizonten auf. Jedoch ist der Zuwachs bis zum Prognosehorizont von 16 Viertelstunden, sprich 4 Stunden näherungsweise linear, so dass hier der Nutzen aufgrund der Prognoseverbesserung auf Basis der Realisierung eines kürzeren Prognosehorizont nicht den gleichen Stellenwert hat wie bei den Leitungsverlusten. Dennoch kann auch hier die Maßnahme, möglichst kurze Prognosehorizonte in Form von Intradayhandelsgeschäften umzusetzen, abgeleitet werden. Die in Abbildung 5.6 (b) gezeigte Punktwolke der Wertepaare aus Prognose- und Messwerten der Transformatorverluste veranschaulicht zudem die hohe Prognosegüte der Prognose. Im Vergleich zu der Prognose der Leitungsverluste fallen die in Abbildungsteil (a) dargestellten Fehlermaße absolut geringer aus. Die Punktwolke für einen Prognosehorizont von vier Viertelstunden ist darüber hinaus durch vergleichsweise enge 5 und 95 %-Quantile um die Winkelhalbierende und einen Korrelationskoeffizienten von 0,98 gekennzeichnet.

Die Betrachtung der Häufigkeitsverteilungen der Prognosefehler für Transformatorverluste in Abbildung 5.7 zeigt die ggü. der angepassten Normalverteilung bestehende Hochgipflichkeit, einer Kurtosis mit dem Wert 5,6⁸⁰. Dies stellt zusammen mit der leicht rechtslastigen Schiefe mit dem Wert -0,72 die Normalverteilungshypothese in Frage.

⁸⁰ Die Normalverteilung weist eine Kurtosis (Wölbung) mit dem Wert 3 auf.

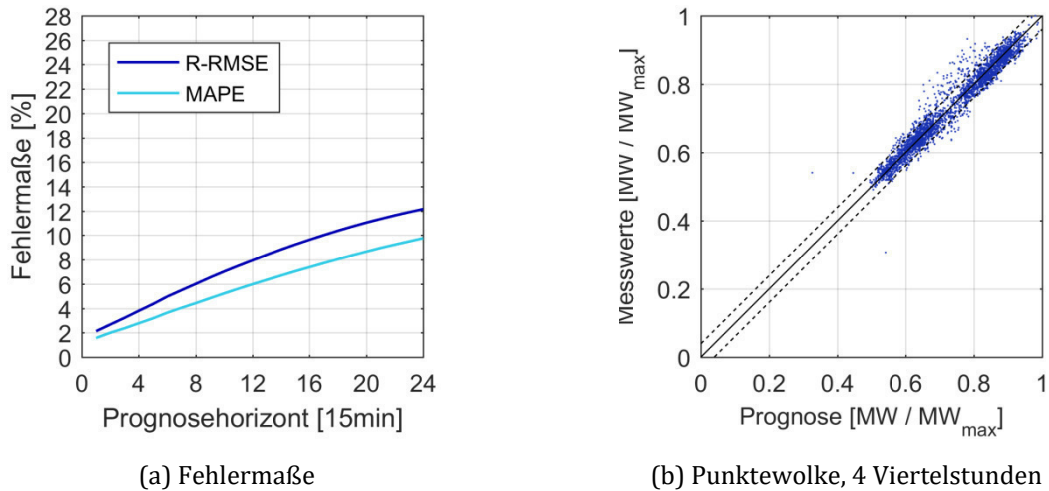


Abbildung 5.6: Fehlermaße und Punktwolke, Transformatorverluste, Jul.-Dez. 2011

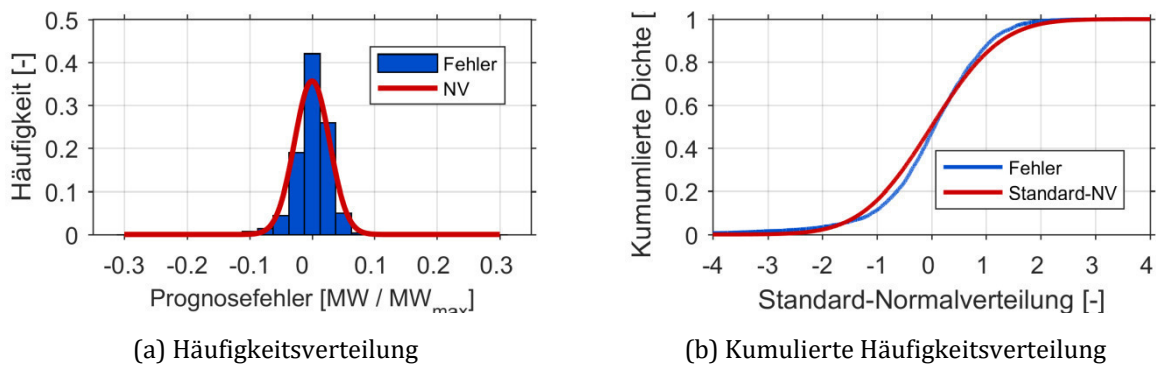


Abbildung 5.7: Häufigkeitsverteilung der Prognosefehler, Transf.-verluste, Jul.-Dez. 2011

Dies wird durch die Auswertung des Chi-Quadrat-Normalverteilungstests für jeden Prognoselauf mit einer Bestätigung der Normalverteilungshypothese in lediglich circa 32 % der Prognosedurchläufe bestätigt. Hierbei wird ein mittlerer Wahrscheinlichkeitswert von circa 26 % ermittelt – bei einem Signifikanzniveau der Irrtumswahrscheinlichkeit von 5 %. Die mehrheitliche Ablehnung der Normalverteilungshypothese lässt jedoch nicht den Schluss der Nichteignung des Prognoseansatzes zu, da zum einen die Normalverteilung in einem Drittel der Fälle bestätigt wird und zum anderen die Abweichungen von der Normalverteilung in den restlichen zwei Dritteln der Fälle eher klein sind, was die nur geringe Schiefe untermauert.

5.2 Prognosegüte und ihre Einflussfaktoren

Die in den vorangehenden Kapiteln identifizierten und angewendeten ökonometrischen Ansätze zur Prognose von Leitungs- und Transformatorverlusten bestehen aus mehreren unterschiedlichen Teilen. Zum einen sind die zentralen autoregressiven und moving-average Teile je nach ökonometrischer Modellordnung in den Prognosemodellen enthalten. Zum anderen sind Bestandteile zu saisonalen und exogenen Größen eingebunden. Darüber hinaus werden die Prognosemodelle für den Zweck der marktbasier-ten Beschaffung von Energie zum Ausgleich von Netzverlusten entwickelt, wodurch für deren operative Anwendung bestimmte Rahmenbedingungen gegeben sind. Darunter fällt die Orientierung des Prognosehorizonts an den jeweiligen Marktregeln. So schließt der Intradaymarkt der EPEX Spot SE aktuell⁸¹ 30 Minuten vor dem Beginn des Lieferzeitraums [62] und der Day-Ahead-Markts derselben Börse um 12 Uhr am Vortag [44]. Ersteres erlaubt eine viertelstündlich rollierende Kurzfristprognose für die jeweils nächsten 4 Viertelstunden. Letzteres bedingt die Ermittlung einer Vortagesprognose bis kurz vor 12 Uhr am Vortag zur Erstellung von Stunden- oder Blockgeboten für den Stromkauf oder -verkauf des Folgetages. Zudem ist wie hieraus ersichtlich die zeitliche Auflösung eine relevante Eigenschaft der Prognoseanwendung. Ist die Verwendung einer Auflösung in Viertelstundenintervallen für die Intraday-Prognose sinnvoll, so sind für die Day-Ahead-Anwendung Stundenintervalle ausreichend. Ebenso kann das Clustering von Betriebsmitteln die Prognosegüte positiv beeinflussen.

Der Einfluss der verschiedenen Bestandteile der Prognosemodelle auf den Prognoseerfolg wird im Folgenden abschnittsweise untersucht. Unter zu Hilfenahme der oben genannten Fehlermaße wird die Auswirkungen der Berücksichtigung einzelner Komponenten auf die Prognosegüte herausgestellt.

5.2.1 Ökonometrische Modellordnung

Die Analyse der einfachen und der partiellen Autokorrelationsfunktionen für Leitungs- und Transformatorverluste in Kapitel 4.2.2 führt zu den ökonometrischen AR- und MA-Ordnungen wie sie zuvor angewendet wurden. Zum einen ist die Signifikanz von Einzelwerten der Autokorrelationsfunktion von der betrachteten Datenbasis abhängig und über die Zeit veränderlich. Zum anderen ist gemäß dem Sparsamkeitsprinzip des Box-Jenkins-Verfahrens im Zweifelsfall das weniger komplexe Modell zu wählen [73]. Daher ist der Vergleich der Prognosegüten von Modellen mit verschiedenen ökonometrischen Ordnungen angebracht.

Die Korrelogramme in Abbildung 4.13 und Abbildung 4.14 weisen in Bezug auf die Leitungsverluste auf die Eignung der autoregressiven Modellordnungen $p = 1$ bis $p = 3$

⁸¹ Zeitpunkt des Abgriffs der Information: 28.02.2018

hin, wodurch folglich Werte von 1 bis 3 zurückliegenden Zeitpunkten im Prognosemodell berücksichtigt werden. Da letztlich die langfristige Prognosegüte für die Eignung des Modellansatzes ausschlaggebend ist, werden der SARIMA(p,1,1,0)-(4,0,1)₉₆-Ansatz⁸² für Leitungsverluste und der SARIMAX(p,1,1,8)-(8,0,1)₉₆-Ansatz⁸³ für Transformatorverluste jeweils für diese drei autoregressiven Modellordnungen p und den Zeitraum November 2011 angewendet. Die auf dieser Basis ermittelten Fehlermaße für den Prognosehorizont von vier Viertelstunden sind in Abbildung 5.8 dargestellt.

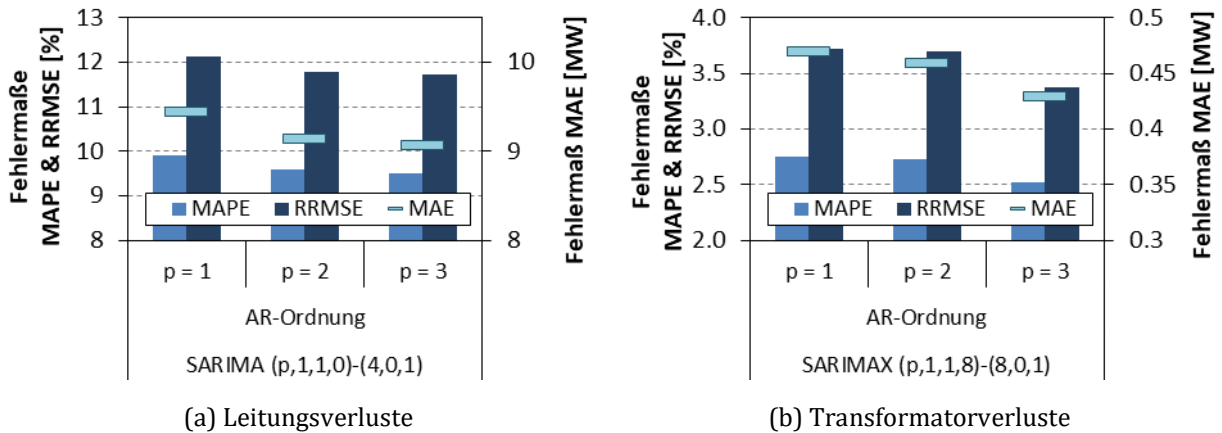


Abbildung 5.8: Prognosegüte unterschiedlicher ökonomischer Ansätze, Nov. 2011

In Bezug auf die Prognose von Leitungsverlusten zeigen sowohl die Veränderung der relativen Fehlermaße RRMSE (Relative Root Mean Squared Error) als auch MAPE (Mean Absolute Percentage Error) von der autoregressiven Modellordnung p = 1 auf p = 2 und die Veränderung des absoluten Fehlermaßes MAE (Mean Absolute Error) eine Verbesserung an. So nimmt der RRMSE um circa 0,4 %-Punkte oder 2,9 % ab, der MAPE um circa 0,3 %-Punkte oder 3,3 % und der MAE um etwas mehr als 0,3 MW oder 3,2 % ab. Die Veränderung der Fehlermaße von der autoregressiven Modellordnung p = 2 auf p = 3 lässt aufgrund einer Verringerung der Fehlermaße um teilweise deutlich unter 1 % dagegen kaum auf eine Verbesserung der Prognosegüte schließen. Zudem weisen die für die Beurteilung der Schätzgüte relevanten Informationskriterien AIC (Akaike Information Criterion) und BIC (Schwarz-Bayes Information Criterion) auf eine Eignung der autoregressiven Modellordnung p = 2 hin. Dies ergibt sich aus der Verringerung des AIC und des BIC um je mehr als das 4-fache der autoregressiven Modellordnung p = 2 gegenüber

⁸² SARIMA: saisonale Autoregressive Integrated Moving-Average-Ansatz.

⁸³ SARIMAX: saisonale Autoregressive Integrated Moving-Average-Ansatz mit exogenen Regressoren.

eins⁸⁴ sowie der deutlich kleineren Verringerung durch die Erweiterung der autoregressiven Modellordnung auf $p = 3$. Schlussfolgernd ist für die Prognose von Leitungsverlusten die autoregressive Modellordnung $p = 2$ zu verwenden.

In Bezug auf die Prognose von Transformatorverlusten zeigen sowohl die drei Fehlermaße gleichermaßen eine Verringerung insbesondere durch eine Anhebung der AR-Ordnung zwei auf drei. Die Verringerung der Fehlermaße durch eine Anhebung von eins auf zwei fällt dagegen gering aus. So nimmt der RRMSE insgesamt um circa 0,3 %-Punkte oder 34 % ab, der MAPE um circa 0,2 %-Punkte oder 23 % und der MAE um etwas mehr als 0,04 MW oder 4 % ab. Zudem weisen die für die Beurteilung der Schätzgüte relevanten Informationskriterien AIC und BIC auf eine Eignung der AR-Ordnung drei hin. Schlussfolgernd ist für die Prognose von Transformatorverlusten die AR-Ordnung $p = 3$ zu verwenden.

5.2.2 Saisonale Komponenten

Wie in Kapitel 3.3.2 dargestellt, bieten saisonale Autoregressive Moving Average Modelle die Möglichkeit, neben kurzfristigen auch intertemporale Autokorrelationen einer Prognosevariablen zu berücksichtigen. Saisonale Komponenten sind in diesem Kontext wiederkehrende sich ähnelnde Verläufe der Prognosevariablen. Beispielhaft ist die Lufttemperatur der unteren Atmosphäre aufgrund der variierenden Sonneneinstrahlung in den gemäßigten Breiten in den meisten Fällen tagsüber größer als in der Nacht wie auch im Sommer größer als im Winter. Somit können saisonale Komponenten in unterschiedlicher Stärke und Häufigkeit auftreten – z.B. täglich oder auch jahreszeitlich.

In der Zeitreihenanalyse sind saisonale Zusammenhänge als herausragende Punkte im partiellen Autokorrelogramm zu erkennen, siehe Abbildung 4.15 (a) und (b). Ebenso ist die Ermittlung z.B. eines typischen Tages- oder Wochenverlaufs u.U. aufschlussreich, siehe Abbildung 4.3 und Abbildung 4.4. Ob und welche saisonalen Komponenten bei der Prognose einer Größe mit zeitlich verzögerten Regelmäßigkeiten berücksichtigt werden sollten, kann anhand dieser Hilfsmittel festgestellt werden. Die Stärke des saisonalen Zusammenhangs schwankt im Zeitverlauf. Daher kann die Berücksichtigung z.B. des Vorwochenverlaufs das Prognoseergebnis in einem Fall verbessern und in einem anderen Fall, etwa bei der Rechnung für einen anderen Prognosetag nicht merklich beeinflussen.

⁸⁴ Die Änderung der Informationskriterien wird auf Basis des Vergleichs der rein rechnerischen Verschlechterung der Messgröße aufgrund der Erhöhung der Parameteranzahl mit der tatsächlichen Verbesserung der Messgröße angegeben. Die Höhe der relativen Änderung der Informationskriterien ist dabei zweitrangig, insbesondere, wenn sowohl das AIC als auch das BIC sich in dieselbe Richtung verändern. Die Höhe der relativen Änderung skaliert sich mit der Stichprobengröße der Parameterschätzung: je größer die Stichprobenerweiterung, desto größer die Log-Likelihood-Funktion (wie ausgeführt wie in [74]) und desto kleiner die relative Änderung dieser und der Informationskriterien.

Zur Prognose der Netzverluste werden in der vorliegenden Arbeit verschiedene saisonale Komponenten berücksichtigt. Deren Bedeutung ist dabei für die beiden Prognosegrößen Leitungs- und Transformatorverluste unterschiedlich stark ausgeprägt. Wie durch Abbildung 4.4 deutlich wird, sind deren mittlere Tages- und Wochenverläufe bei der Größen unterschiedlich. Transformatorverluste zeigen somit eine tagesabhängige Regelmäßigkeit, die für deren Prognose von Bedeutung ist. Leitungsverluste zeigen dagegen eine weniger ausgeprägte tägliche oder wöchentliche Saisonalität. Dennoch sind anhand des Korrelogramms der partiellen Autokorrelationsfunktion in Abbildung 4.15 saisonale Zusammenhänge feststellbar. Aufgrund dieser Erkenntnisse wird der Beitrag der saisonalen Komponenten zur Verbesserung der Prognosegüte überprüft. Die Ergebnisse gemessen an Fehlermaßen sind Abbildung 5.9 für die Prognose der Leitungs- und der Transformatorverluste dargestellt.

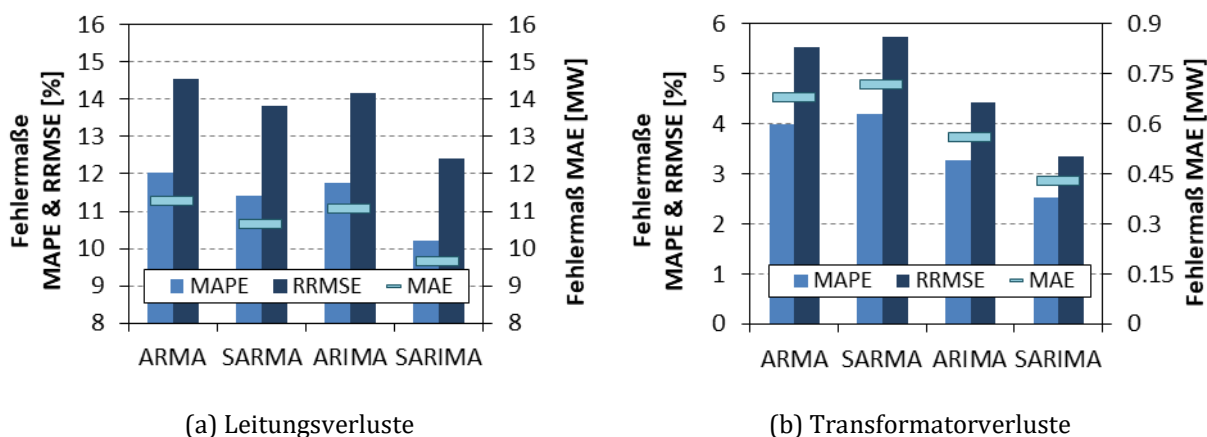


Abbildung 5.9: Prognosegüte mit saisonalen Komponenten, Nov. 2011

Getestet wird die Eignung der saisonalen Komponenten anhand des SARMA(2,0,1,0)-(4,0,0)₉₆⁸⁵ und des SARIMA(2,1,1,0)-(4,0,0)₉₆-Ansatzes⁸⁶ jeweils im Vergleich dieser beiden Ansätze ohne die saisonalen Komponenten. Exogenen Regressoren werden hierbei nicht berücksichtigt, um den Einfluss der Saisonalität ohne weitere Beeinflussung direkt festzustellen.

Bei der Prognose von Leitungsverlusten zeigen sowohl das Modell ohne als auch das Modell mit Differenzenfilter eine deutliche Sensitivität gegenüber den saisonalen Komponenten. Nimmt der RRMSE (Relative Root Mean Squared Error) beim SARMA-Modell um circa 0,6 %-Punkte oder 5 % ab, so fällt dessen Reduktion beim SARIMA-Modell um circa 1,9 %-Punkte oder 13 % nochmals verstärkt aus. Eine ähnliche Verbesserung gibt der MAE (Mean Absolute Error) an. Lediglich der MAPE (Mean Absolute Percentage Error) zeigt beim nicht differenzierten SARMA-Modell nur eine kleine Verbesse-

⁸⁵ SARMA: saisonaler Autoregressive Moving-Average Ansatz; berücksichtigte saisonale Komponenten: Vortageswert bzw. D-1-Wert, D-2-, D-3 und D-7-Werte.

⁸⁶ SARIMA: saisonaler Autoregressive Integrated Moving-Average-Ansatz.

rung, die beim differenzierten SARIMA-Modell mit knapp 1 %-Punkt wiederum größer ausfällt. Zudem weisen die Informationskriterien AIC (Akaike Information Criterion) und BIC (Schwarz-Bayes Information Criterion) eine größere Verbesserung der Schätzungsgüte um 52 % auf, wenn das Prognosemodell um saisonale Komponenten ergänzt wird.

Auch bei der Prognose von Transformatorverlusten geben die dargestellten Fehlermaße eine Verbesserung der Prognosegüte an. Da das Modell mit Differenzenfilter sowohl mit als auch ohne die Verwendung saisonaler Komponenten deutlich geringere Fehlermaße aufzeigt, ist die hier beobachtete Sensitivität entscheidend. Alle drei Fehlermaße zeigen eine Verbesserung der Prognose durch die Verwendung saisonaler Komponenten an, die in diesem Falle den Vortagesverläufen aller Tage der jeweiligen Vorwoche des Prognosezeitpunkts entsprechen: der RRMSE fällt um 24 %, der MAPE um 23 % und der MAE ebenfalls um 23 %. Darüber hinaus deuten die Informationskriterien AIC und BIC aufgrund einer Steigerung um 75 % auf eine wesentliche Verbesserung der Schätzungsgüte durch Hinzunahme der saisonalen Komponenten im Prognosemodell hin. Zusammenfassend ist die besondere Eignung der identifizierten saisonalen Komponenten sowohl für die Prognose von Leitungs- als auch von Transformatorverlusten bestätigt.

5.2.3 Exogene Regressoren

Als exogene Regressoren und damit äußere Einflüsse auf die Prognosevariable stehen im Hinblick auf die stabile operative Anwendung nur sehr wenige Größen zur Verfügung – siehe Kapitel 4.2.4. Mit der Erwartung der Prognoseverbesserung wird bei der Prognose von Leitungsverlusten das Ergebnis des täglichen DACF-Prozesses⁸⁷ verwendet. Für die Prognose von Transformatorverlusten werden die Elektrizitätserzeugung aus Photovoltaikanlagen des betrachteten Netzgebiets sowie binäre Kennzeichnungen von Wochentagen berücksichtigt⁸⁸. Die Sensitivitätsanalyse geschieht hier aufbauend auf den in Kapitel 5.2.2 verwendeten Modellen, erweitert um exogene Regressoren. Die an Fehlermaßen gemessene Sensitivität der Prognosegüte gegenüber der Verwendung von exogenen Regressoren ist in Abbildung 5.10 dargestellt.

⁸⁷ DACF: Day-Ahead Congestion Forecast; ENTSO-E-Prozess zur Engpassvorhersage, siehe [65].

⁸⁸ Aufgrund Veränderlichkeit der saisonalen Autokorrelationen der Prognosevariablen werden sogenannten Dummywerte eingefügt. Diese als binäre Kennzeichnung von Wochentagen verwendeten Zeitreihen dienen der optimalen Gewichtung der saisonalen Komponenten bei der Parameterschätzung.

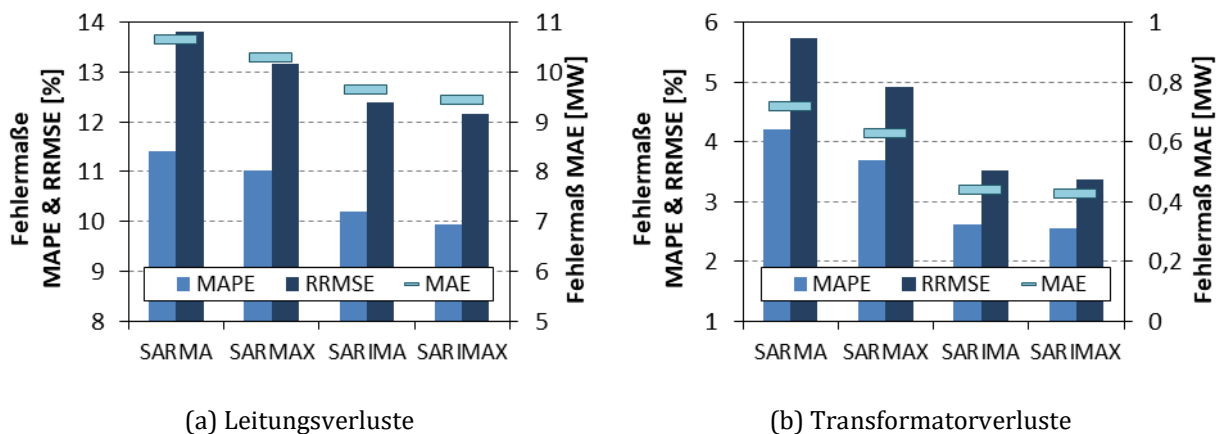


Abbildung 5.10: Prognosegüte mit exogenen Regressoren, Nov. 2011

Die Modellanwendung für die Verwendung der DADF-Ergebnisse bei der Prognose von Leitungsverlusten resultiert über alle drei betrachteten Fehlermaße in einer Verbesserung der Prognosegüte. Sowohl RRMSE (Root Mean Squared Error), MAPE (Mean Absolute Percentage Error) als auch MAE (Mean Absolute Error) weisen bei Anwendung des Modells mit Differenzenfilter ein Absinken von rund 7 % aus. Die Verbesserung der Schätzgüte durch Hinzunahme der DADF-Ergebnisse fällt im Vergleich zu den Verbesserungen durch die Anpassung der ökonometrischen Modellordnung und der saisonalen Komponenten deutlich niedriger aus. Dennoch ist neben den saisonalen Komponenten auch die Verwendung der DADF-Daten mit einer deutlichen Steigerung der Prognosegüte verbunden und damit eine sinnvolle Erweiterung.

Die Verwendung der Elektrizitätserzeugung aus Photovoltaikanlagen und die binäre Kennzeichnung von Wochentagen resultiert für die Prognose von Transformatorverlusten ebenfalls in einer Verbesserung, die sich in den drei betrachteten Fehlermaßen mit einer Reduktion um 6 % bei MAE und MAPE sowie 7 % bei RRMSE äußert. Auch für die Parameterschätzung der Prognose von Transformatorverlusten ergibt sich durch die Hinzunahme dieser exogenen Regressoren nur eine leichte Verbesserung. Aufgrund der Verbesserung der Prognosegüte ist jedoch auch hier die Berücksichtigung der exogenen Regressoren eine sinnvolle Maßnahme.

5.2.4 Day-Ahead- und Intraday-Prognosehorizont

Für die Prognose von Netzverlusten ist entsprechend der in Abschnitt 5.1 dargestellten Ergebnisse zur Abhängigkeit der Prognosegüte vom Prognosehorizont insbesondere die Betrachtung von sehr kurzfristigen Prognosehorizonten von großer Bedeutung. Die operative Anwendung von Netzverluste-Prognosemodellen sollte sinnvollerweise jedoch zusätzlich auf Basis einer Day-Ahead-Prognose geschehen. Der Grund hierfür ist der redundante Aufbau von Prognosekaskaden: für den etwaigen Ausfall einer Intraday-

Prognose ist das Vorhandensein einer Rückfalloptionen z.B. in Form einer vortäglichen Prognoseanwendung hilfreich.

Für den Vergleich der Prognosequalität zwischen der Intraday- und Day-Ahead-Prognose – zur Beurteilung des Mehrwerts einer Intraday-Prognose – wird davon ausgegangen, dass die Intraday-Prognose auf Basis eines sehr kleinen Prognosehorizonts von nur einer Stunde oder vier Viertelstunden ausgeführt wird. Die Prognoseergebnisse werden daher den in Kapitel 5.1 dargestellten Ergebnissen entnommen. In Abbildung 5.11 sind die Fehlermaße der Intraday-Prognose denen einer Day-Ahead-Prognose mit der Annahme einer Durchführung um zwischen 11 und 12 Uhr jeweils am Vortag und der Annahme einer Prognoserechnung in stündlicher Auflösung gegenübergestellt. Letzteres ist dem Umstand geschuldet, dass am Day-Ahead-Spotmarkt der EPEX stündliche Produkte die kleinstmöglichen Handelsprodukte darstellen [44].

Der Vergleich der Fehlermaße offenbart die Bedeutung einer Intraday-Prognose für die möglichst treffsichere Beschaffung von Energie zum Ausgleich von Netzverlusten. Zum einen ist die Anwendung einer Day-Ahead-Prognose entsprechend der Marktregeln zeitlich verbunden mit dem Ende des vortäglichen Elektrizitätshandels um 12 Uhr [44], woraus sich ein kleinstmöglicher Prognosehorizont von 13 bis zu 37 Stunden ergibt. Zum anderen ergibt sich eine signifikante Verbesserung der Prognose durch den Wechsel von einer Day-Ahead- zu einer sehr kurzfristigen Intraday-Prognose. So wird eine Verringerung der Fehlermaße auf weniger als die Hälfte ermittelt.

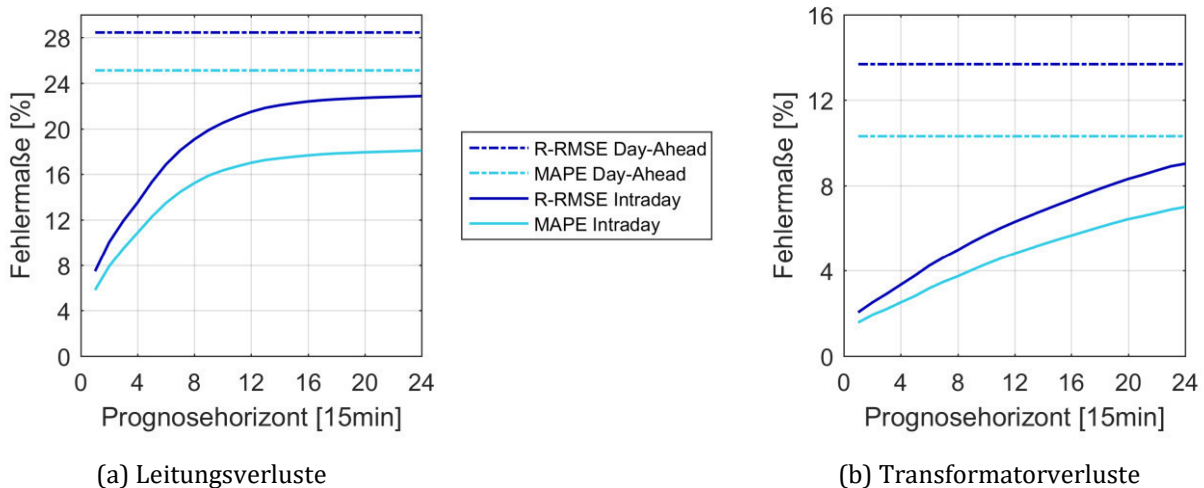


Abbildung 5.11: Prognosegüte Intraday & Day-Ahead, Leitungsverluste, Nov. 2011

Die Verbesserung des Prognoseergebnisses durch die Intraday-Prognose kann auch im Hinblick auf die in Anspruch zu nehmende Ausgleichsenergie im Netzverluste-Bilanzkreis interpretiert werden. Die zusätzlichen Prognosefehler, die aufgrund einer ausschließlichen Day-Ahead-Anwendung zustande kommen würden, müssten vollständig durch Ausgleichsenergie gedeckt werden. Dies würde in einem Anstieg der Aus-

gleichsenergiemengen um mehr als das Doppelte gegenüber der letztlichen Verwendung der in Kapitel 5.1 vorgestellten Intraday-Prognose führen. Somit unterstreicht dies die Sinnhaftigkeit einer möglichst kurzfristigen Prognose von Netzverlusten in Übertragungsnetzen.

In Abbildung 5.12 sind die Verteilungen der Intraday-Prognosefehler denen der Day-Ahead-Prognose gegenübergestellt.

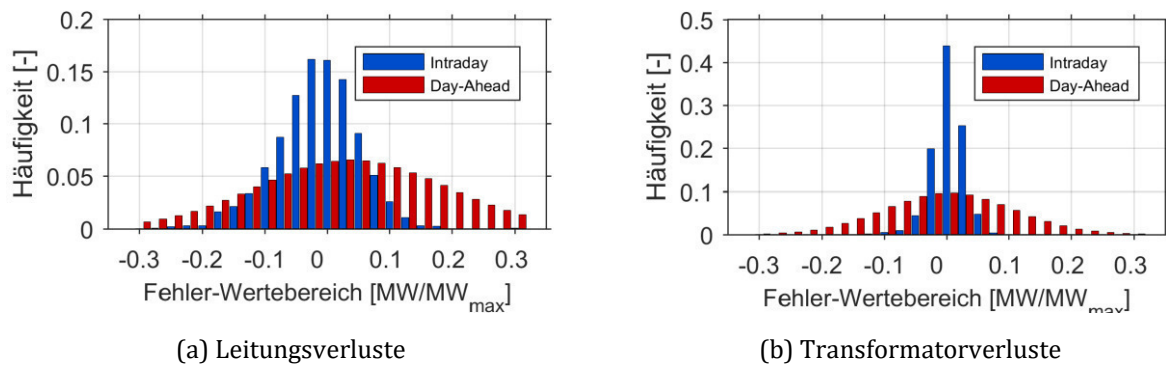


Abbildung 5.12: Fehlerverteilung Intraday & Day-Ahead, Transformatorverluste, Nov. 2011

Die Häufigkeitsverteilung der Day-Ahead-Prognose zeigt sowohl bei den Leitungs- als auch bei den Transformatorverlusten eine breitere Streuung. Insbesondere bei den Leitungsverlusten ist zudem eine Verschiebung des Erwartungswerts hin zu positiven Abweichungen zu beobachten. Dies lässt die Interpretation einer häufigeren Überschätzung der Istwerte durch die Prognose zu. Im Vergleich dazu weisen die Fehler der Intraday-Prognose eine Zentrierung um Null auf, wie bereits in Kapitel 5.1 beschrieben. Diese Beobachtung spricht ebenso für den Mehrwert einer häufigeren und kurzfristigeren Intraday-Prognose.

5.2.5 Zeitliche Auflösung

Grundsätzlich wird für die Abrechnung von Bilanzkreisen in Deutschland das Abrechnungsintervall einer Viertelstunde gewählt [110]. Zudem ist auf dem Intradaymarkt der EPEX Spot neben dem Handel von stündlichen Produkten auch der Handel von viertelstündlichen Produkten möglich [62]. Dementsprechend ist die Prognose der Netzverluste die Aktualisierung des Ausgleichsfahrplans am Intradaymarkt ebenfalls im Viertelstundenraster sinnvoll. Am Day-Ahead-Markt der EPEX Spot jedoch ist die kleinste zeitliche Auflösung in Stundenprodukten möglich. Folglich ist die Anwendung der Viertelstundenprognose hier nicht notwendig und es kann mit Ziel einer Aufwandsreduktion auf einen stündlichen Ansatz zurückgegriffen werden. Für die Beurteilung, ob dies im Falle der Netzverluste des betrachteten Netzgebiets auch für die Intraday-Prognose sinnvoll ist, werden die oben verwendeten Fehlermaße herangezogen.

In Abbildung 5.13 sind die Fehlermaße der viertelstündlichen und der stündlichen Prognose in Abhängigkeit des Prognosehorizonts gegenübergestellt.

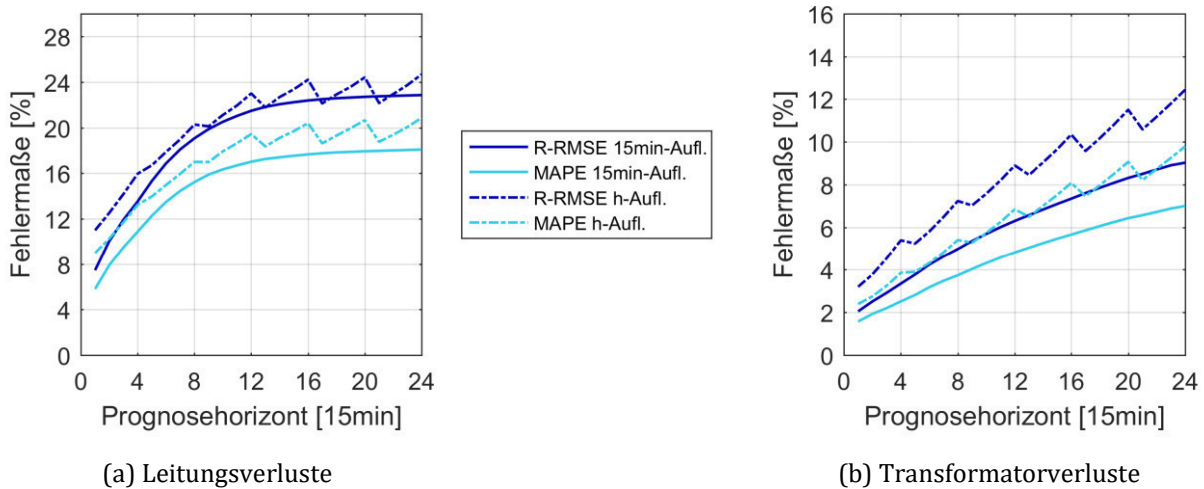


Abbildung 5.13: Prognosegüte stündliche und viertelstündliche Prognose, Nov. 2011

Anhand des Vergleichs der Fehlermaße ist für die Prognose der Leitungsverluste eine Verbesserung von über 3 %-Punkten der viertelstündlichen gegenüber der stündlichen Prognose zu erkennen. Bei der Prognose der Transformatorverluste ist dieser Unterschied ähnlich groß.

Die Häufigkeitsverteilung der Fehler aus stündlicher und viertelstündlicher Prognoseanwendung verdeutlicht diese Interpretation, siehe Abbildung 5.14. Insbesondere im Bereich hoher positiver Prognosefehler – also bei einer Überschätzung der Istwerte durch die Prognoserechnung – treten größere Häufigkeiten als Resultat der stündlichen Prognoserechnung auf. Folglich ist die stündliche Prognoseanwendung nicht im selben Maß wie die viertelstündliche in der Lage, niedrige Istwerte abzubilden. Dies ist auf die größere zeitliche Auflösung zurückzuführen: die Volatilität der Leitungsverluste führt zu hohen Schwankungen innerhalb des Stundenintervalls. Bei Anwendung der viertelstündlichen Prognoseanwendung wiederum ist eine Zentrierung um Null zu erkennen.

Für die Anwendung als Day-Ahead-Prognose ist der Vergleich zwischen viertelstündlicher und stündlicher Anwendung obsolet, da für die vortätige Anpassung des Ausgleichsfahrplans für Netzverluste wie oben erläutert ohnehin nur stündliche Produkte verwendet werden können. Zusammenfassend ist durch den Vergleich der Fehlermaße und der Häufigkeitsverteilungen der Prognosefehler die Sinnhaftigkeit einer viertelstündlichen Prognose gegeben.

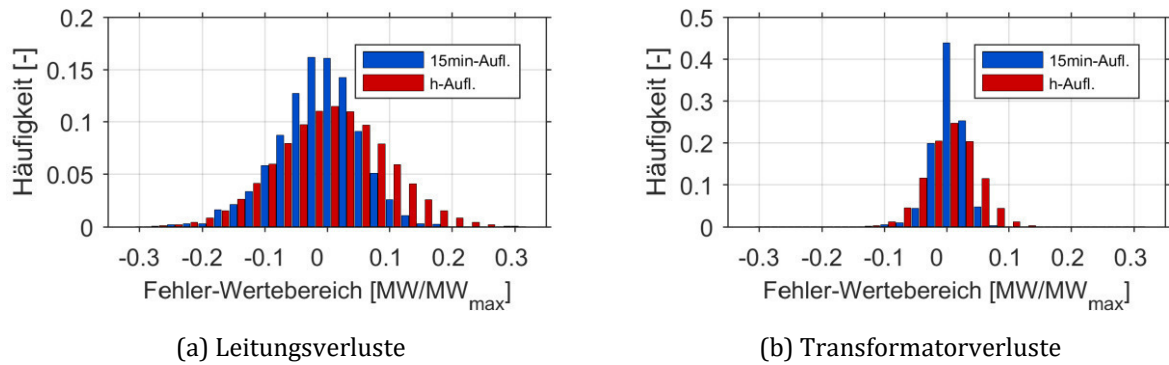


Abbildung 5.14: Fehlerverteilung stündlicher und viertelstündlicher Prognose, Nov. 2011

5.2.6 Clustering von Betriebsmitteln

Die Netzverluste eines Netzgebiets entsprechen der Summe der elektrischen Verluste der einzelnen Betriebsmittel. Einzelne Betriebsmittel unterliegen im Zeitverlauf ungleichen Belastungen, die wiederum zu jeweils unterschiedlichen Verläufen der elektrischen Verluste führen. Insofern ist die Berücksichtigung der individuellen Betriebsmittelverluste bei der Prognosemodellentwicklung gerechtfertigt.

In diesem Zusammenhang wurde in den Kapiteln 4.1.2 und 4.2.5 die Korrelationen der einzelnen Betriebsmittelverluste zum einen mit den gesamten Leitungs- oder Transformatorverlusten und zum anderen untereinander untersucht. Auf Basis dieser Zusammenhänge lassen sich die Betriebsmittel in Gruppen einteilen. Für Gruppierung werden alle Betriebsmittel mit einer Korrelation zu den Gesamtverlusten größer 0,6 in einer Gruppe zusammengefasst sowie die restlichen Betriebsmittel in einer weiteren Gruppe. Diese Eingruppierung wird für Leitungen und Transformatoren zwischen den Höchstspannungsebenen getrennt vorgenommen, so dass insgesamt 4 Betriebsmittelgruppen entstehen.

Ein weiteres Verfahren zur Gruppierung der Betriebsmittel mit dem Ziel einer getrennten Prognoserechnung für die einzelnen Gruppen ist das algorithmische Clustering. Hierfür wird der in Kapitel 4.2.5 vorgestellte kmeans-Algorithmus angewendet, der anhand der Minimierung einer zuvor definierten Distanzfunktion – hier definiert über den Pearsonschen Korrelationskoeffizienten – die Betriebsmittel in Gruppen einteilt. Die einzelnen Verlustlastgänge der Gruppenmitglieder – also einzelner Leitungen oder Transformatoren – weisen im Ergebnis des Clustering zueinander ähnlich Verläufe auf und zeigen damit höhere Korrelationswerte untereinander. Zwischen den Gruppen bestehen dagegen eher kleine Korrelationswerte. Nach Anwendung des algorithmischen Clustering ergeben sich fünf Cluster mit einer unterschiedlichen Anzahl an Betriebsmitteln. Die Clustergröße variiert dabei von 10 Betriebsmitteln im kleinsten Cluster bis zu 108 Betriebsmitteln im größten Cluster.

Für jede dieser Gruppen, die sich durch ähnliche Korrelationswerte kennzeichnen, wird hier jeweils eine getrennte Prognoserechnung durchgeführt – sowohl für die Gruppen der manuellen Eingruppierung als auch für die Cluster des algorithmischen Clustering. Die Summe der Einzelprognose ergibt somit wiederum die Prognose der Gesamtverluste. Aufgrund der zueinander ähnlichen Verläufe der Verluste der Transformatoren zu unterliegenden Netzen werden diese Betriebsmittel von der Gruppierung und dem Clustering ausgenommen. In Abbildung 5.15 sind die Prognoseergebnisse der Varianten der manuellen Gruppierung und des algorithmischen Clustering den Ergebnissen des für die gesamten Leitungsverluste angewendeten Prognosemodells aus Kapitel 5.1 mit Hilfe von Fehlermaßen dargestellt.

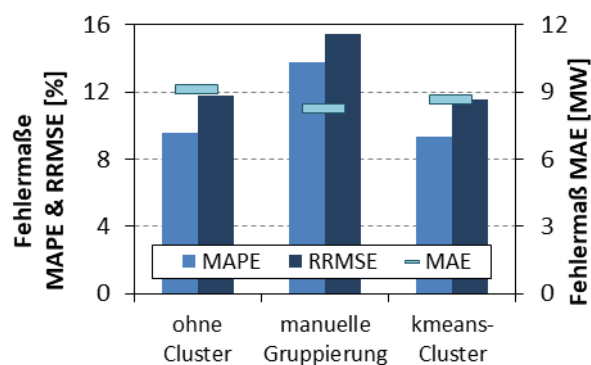


Abbildung 5.15: Prognosegüte für Clustering von Betriebsmitteln, Nov. 2011

Der Vergleich der relativen Fehlermaße MAPE (Mean Absolute Percentage Error) und RRMSE (Root Mean Squared Error) zwischen der Prognoseanwendung ohne Clustering mit der für die manuelle Gruppierung weist auf eine Verschlechterung der Prognose hin, wohingegen die Betrachtung des absoluten Fehlermaßes MAE auf eine Verbesserung der Prognose hindeutet. Dieser scheinbare Widerspruch lässt sich durch die Berechnungsvorschrift der Fehlermaße auflösen: sowohl der MAPE als auch der RRMSE werden als auf Istwerte bezogene relative Größen berechnet, siehe Anhang A.2. Dadurch besteht eine Abhängigkeit der Fehlermaße von der Höhe der Istwerte. Mit größer werdenden Istwerten und gleichbleibenden absoluten Fehlern wächst das relative Fehlermaß. Das absolute Fehlermaße MAE ist dagegen unabhängig von der Höhe der Istwerte. Es kann folglich abgeleitet werden, dass die Verschlechterung der Fehlermaße MAPE und RRMSE durch das gleichzeitige Auftreten von hohen Istwerten und größeren Prognosefehlern tendenziell zu erklären ist. Der RRMSE bestraft zudem größere Prognosefehler durch das Quadrieren stärker als kleinere. Zusammenfassend ist jedoch keine konsequente Verbesserung der Prognose durch die manuelle Gruppierung gegeben.

Der Vergleich der Fehlermaße der beiden diskutierten Varianten mit denen der Prognose von algorithmisch bestimmten Clustern bewirkt eine leichte Verbesserung im Vergleich zur Summenprognose. MAE, MAPE und RRMSE verringern sich um 5, 3 und

2 % durch Anwendung des Clustering. Die Schätzgüte verbessert sich bei Anwendung des Clustering gegenüber der Summenprognose allerdings deutlich. Folglich wird durch das Clustering ein Mehrwert für die Prognose von Leitungsverluste erreicht. Allerdings geht abhängig von Regelmäßigkeit der Clusterüberprüfung und Anpassung des Prognosemodells mit der Anwendung des Clustering ein höherer Aufwand einher. Daher besteht ein Abtausch zwischen einer leichten Verbesserung der Prognosegüte und einem höheren Aufwand zur Vorbereitung der Prognoseanwendung. Für die operative Anwendung in der Praxis kann die Anwendung eines Clustering dennoch auf Dauer von Vorteil sein, da sich die Lastflusssituationen in Abhängigkeit der Entwicklung der geographischen Verteilung von Einspeise- und Verbrauchslasten ändern können. So ist die regelmäßige Überprüfung der Prognosegüte unter zu Hilfenahme des Clustering ratsam.

5.3 Vergleich von Prognosen für unterschiedliche Zeiträume

Für die Entwicklung eines Prognosemodells für Netzverluste besteht das Ziel einer hohen und über die Zeit stabilen Prognosegüte. Zur Überprüfung der Tauglichkeit des in Kapitel 4 entwickelten ökonometrischen Prognosemodells erfolgt in diesem Abschnitt die Anwendung auf Zeiträume aus drei verschiedenen Jahren. Das in Kapitel 5.1 angewendete ökonometrische saisonale Autoregressive Integrated Moving-Average-Modell mit einem exogenen Regressor SARIMAX (2,1,1,1)-(4,0,1)₉₆ wird zunächst auf die Netzverluste der zweiten Jahreshälfte 2011 angewendet. Dabei werden die DACF-Daten im Vergleich zur vorherigen Anwendung nicht als exogener Regressor herangezogen, da die Ergebnisse des DACF-Prozesses in dieser Arbeit nur für das Jahr 2011 zur Verfügung stehen. Das Prognosemodell wird folglich als ein SARIMAX (2,1,1,0)-(4,0,1)₉₆-Ansatz ausgeführt. Die Anwendung des Prognosemodells auf zwei weitere Zeiträume – jeweils das zweite Halbjahr der Jahre 2012 und 2013 – erlaubt den Vergleich der Prognosegüten. Diese sind in Abbildung 5.16 als Fehlermaße der Modellanwendung für die drei betrachteten Jahre gegenübergestellt.

Die Fehlermaße für die Prognosen der Netzverluste in drei verschiedenen Zeiträumen weisen auf eine in Grenzen konstante Prognosegüte hin. Im Vergleich zur Prognoseanwendung für das zweite Halbjahr 2011 fallen MAPE und RRMSE für das Jahr 2012 etwas höher aus, beide Fehlermaße für 2013 dagegen niedriger. Das absolute Fehlermaß MAE zeigt allerdings sowohl für 2012 als auch für 2013 eine Prognoseverbesserung an. Die Fehlermaße für die Prognosen der Netzverluste in drei verschiedenen Zeiträumen weisen somit auf eine in Grenzen konstante Prognosegüte hin und belegen die Eignung des in Kapitel 4 entwickelten Prognosemodells.

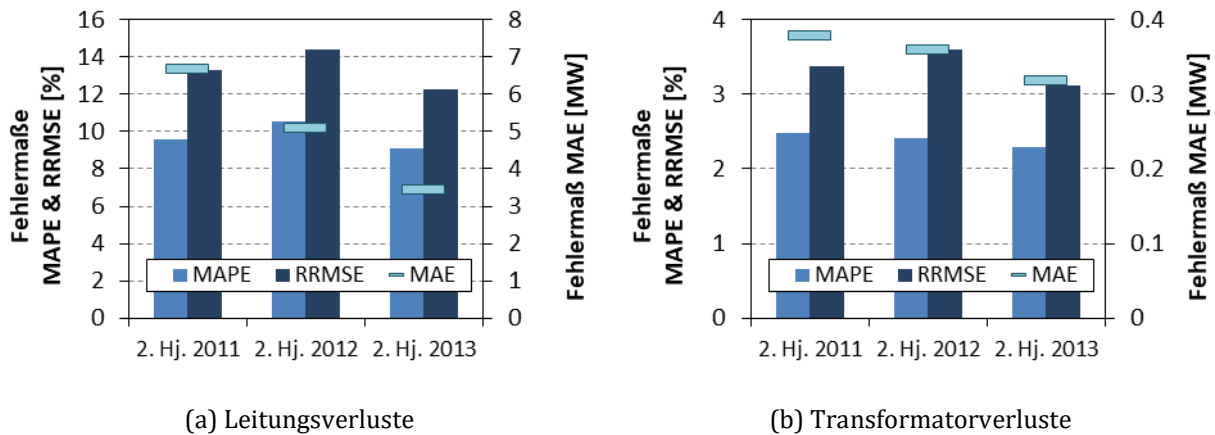


Abbildung 5.16: Prognosegüte für unterschiedliche Zeiträume

Die Betrachtung der Schätzfunktion und der Informationskriterien weist auf eine ähnliche Schätzgüte für die Zeiträume aus 2011 und 2012 aber auf eine Verbesserung der Schätzgüte für den Zeitraum aus 2013 hin. Folglich ist auch im Hinblick auf die Parameterschätzung eine Eignung der Modellanwendung gegeben. Dennoch empfiehlt sich aufgrund etwaiger Änderungen der Leitungs- und Transformatorverluste, z.B. durch Änderungen an der Netztopologie, eine regelmäßige Überprüfung der Schätzgüte im Zeitverlauf.

5.4 Anwendbarkeit für andere Netzgebiete

Die in dieser Arbeit entwickelten Prognosemodelle für Netzverluste wurden beispielhaft für ein ausgewähltes Netzgebiet des Übertragungsnetzes in Deutschland entwickelt. Die Netzverluste in diesem Netzgebiet sind zum einen durch die Veränderungen der Erzeugungsstruktur infolge des Ausbaus erneuerbarer Energien und zum anderen durch den verstärkten internationalen Elektrizitätshandel beeinflusst. Diese Einflüsse können teilweise auf andere Netzgebiete des Höchstspannungsnetzes übertragen werden, wenngleich deren Stärke und Gewichtung variieren und weitere hinzukommen.

Prognose von Netzverlusten des Übertragungsnetzes in einem anderem Netzgebiet

Die Möglichkeiten ökonomischer Prognosemodelle neben autokorrelativen auch deterministische sowie stochastische Einflüsse zu berücksichtigen ist förderlich für die Eignung der entwickelten Prognoseverfahren für die Anwendung auf Netzverluste anderer Gebiete des Übertragungsnetzes. Der Eignungsnachweis wird in diesem Abschnitt

durch die Anwendung des für die Prognose von Leitungsverlusten entwickelten Verfahrens auf die Netzverluste der Regelzone der 50Hertz GmbH [111] erbracht.

Das 50Hertz-Netzgebiet ist durch die sehr hohe installierte Leistung von Windkraftanlagen gekennzeichnet. Somit ist davon auszugehen, dass insbesondere der Transport hoher elektrischer Leistungen aus Windkraft einen wesentlichen Einfluss auf die Lastflüsse in diesem Netzgebiet hat.

Ebenfalls wie in den vorangehenden Kapiteln wird auf Basis einer Zeitreihen- und Verteilungsanalyse ein ökonomischer Ansatz ermittelt. Dieser lässt sich als SARIMA(2,1,1,0)-(4,0,1)₂₄ bezeichnen. Im Unterschied zu den bisherigen Betrachtungen, liegt bei der Anfertigung dieser Arbeit für das 50Hertz-Netzgebiet keine Unterscheidung in Leitungs- und Transformatorverluste vor. Zudem stehen die Daten in stündlicher Auflösung zur Verfügung und in aggregierter Form als Summe der Verluste aller Betriebsmittel, siehe [111]. Der SARIMA-Ansatz liefert auch in Anwendung auf das 50Hertz-Netzgebiet adäquate Prognoseergebnisse, die als Auszug in Abbildung 5.17 dargestellt sind. Entsprechend der in den vorangehenden Kapiteln zugrunde gelegten Vermarktungslogik am Intradaymarkt ist hier der Vergleich von Prognose- und Istwerten für einen Prognosehorizont von 2 Stunden dargestellt.

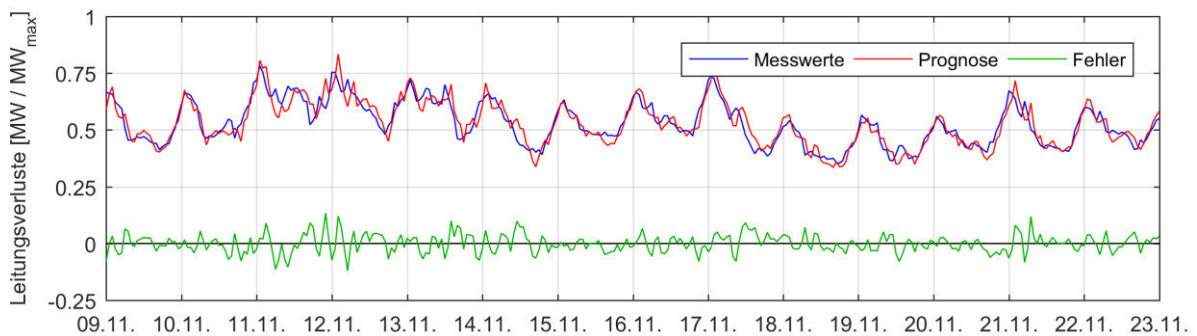


Abbildung 5.17: Prognoseergebnisse Leitungsverluste im Netzgebiet 50Hertz, Ausschnitt aus Nov. 2011

Auch diese Netzverlustzeitreihe zeigt einen in Grenzen charakteristischen Tagesgang mit Maxima in den Nachtstunden und Minima in den Abendstunden. Die ökonomische Prognose ist aufgrund der Verwendung von autoregressiven und saisonalen Komponenten in der Lage, den Tagesgang abzubilden. Dies resultiert in einer Prognosegüte, die auch hier mit Hilfe der Fehlermaße RRMSE und MAPE sowie einer Punktwolke in Abbildung 5.18 dargestellt ist.

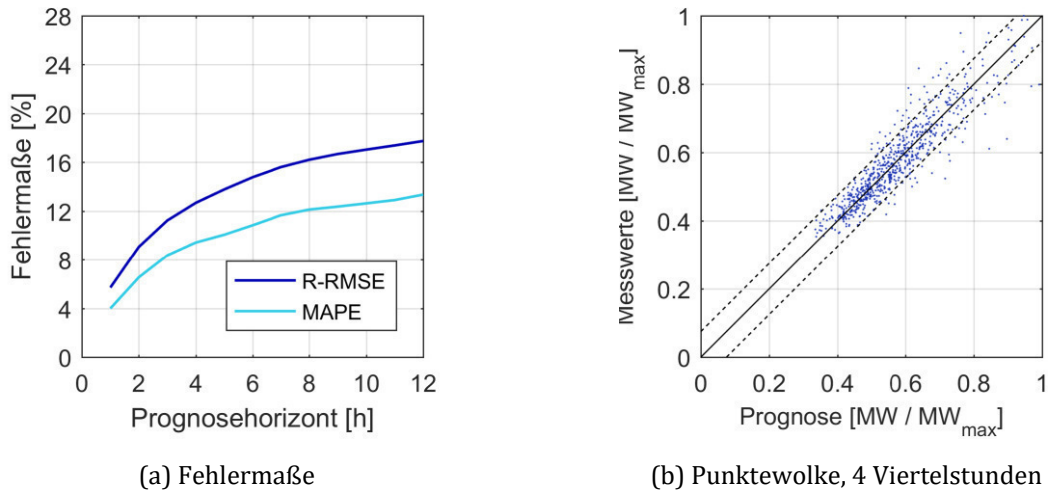


Abbildung 5.18: Fehlermaße und Punktwolke, Leitungsverluste im Netzgebiet 50Hertz, Nov. 2011

Die Abhängigkeit der Fehlermaße vom Prognosehorizont ergibt sich in ähnlicher Weise wie in Kapitel 5.1. Der Verlauf zeigt eine starke Verringerung der Fehlermaße und damit eine große Verbesserung der Prognosegüte für sehr kleine Prognosehorizonte. Zudem tritt eine weniger starke Verbesserung ab einem Prognosehorizont von acht Stunden auf. Die Prognosegüte fällt bezogen auf das absolute Niveau etwas besser aus als in Kapitel 5.1: einem RRMSE von 7,8 % steht für das 50Hertz-Gebiet ein RRMSE von 9,0 % im TransnetBW-Gebiet gegenüber und einem MAPE von 6,6 % ein Wert von 6,5 %.

Neben der Betrachtung von Fehlermaßen sind auch die Begutachtung der Verteilung der Prognosefehler sowie die Bewertung der Parametersignifikanz Mittel, um die Eignung eines Prognosemodells zu beurteilen. In Abbildung 5.19 sind die Häufigkeitsverteilung und deren kumulierte Variante der Prognosefehler einer theoretischen Normalverteilung gegenübergestellt.

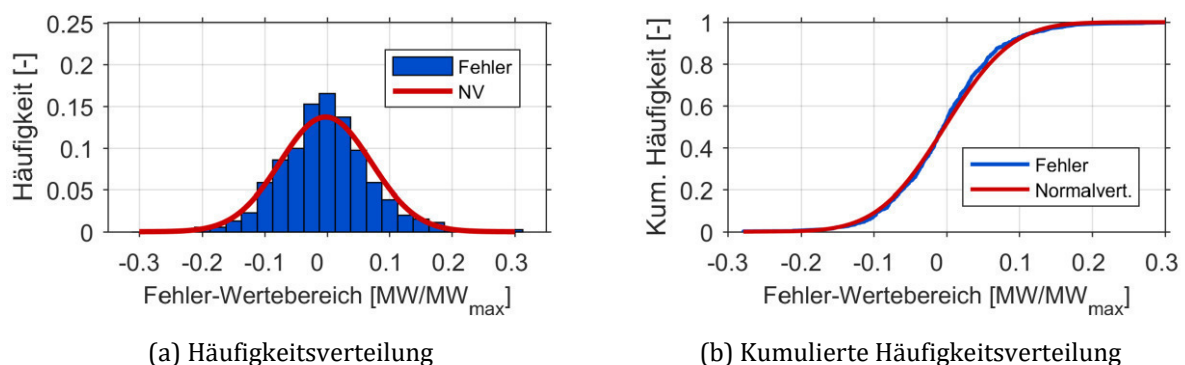


Abbildung 5.19: Häufigkeitsverteilung der Prognosefehler, Leitungsverluste im Netzgebiet 50Hertz, Nov. 2011

Sowohl für die einfache als auch für die kumulierte Häufigkeitsverteilung ist grafisch eine ausreichende Übereinstimmung mit der angepassten Normalverteilung zu beobachten. Diese gesamthafte Betrachtung wird wiederum für die einzelnen Prognoseläufe überprüft. Die Auswertung des Chi-Quadrat-Normalverteilungstests für jeden Prognoselauf resultiert in einer Bestätigung der Normalverteilungshypothese in circa 60 % der Fälle mit einem mittleren Wahrscheinlichkeitswert von circa 35 % – ggü. einem Signifikanzwert der Irrtumswahrscheinlichkeit von 5 %. Die Abweichung von der Normalverteilungshypothese ist zum einen durch eine höhere Gipflichkeit, ausgedrückt in einer mittleren Wölbung von 2,67, und einer leichten Linksschiefe, ausgedrückt in einer mittleren Schiefe von -0,24, gegeben.

Die Signifikanz der verwendeten Modellparameter kann wiederum durch die Anwendung des t-Tests auf Basis der Ergebnisse der Parameterschätzung jedes Modelldurchlaufs untersucht werden. Hieraus ergibt sich die Bestätigung der Signifikanz aller verwendeten Modellteile gemessen am jeweiligen kritischen Wert der t-Verteilung. Die Ergebnisse der t-Tests sind in A.3 dargestellt.

6 Schlussbetrachtung

Die im Energiewirtschaftsgesetz und der Stromnetzzugangsverordnung festgelegten Vorgaben zur Beschaffung von Energie zum Ausgleich von Netzverlusten sind Anlass für die Entwicklung eines Modells zur Kurzfristprognose von Netzverlusten. Die durch zahlreiche Einflussfaktoren beeinflussten Netzverluste ergeben sich als Summe der Verluste aller einem Netzgebiet zugehörigen Betriebsmittel. Somit wirken sich Veränderungen in der Erzeugungsstruktur, u.a. durch den Ausbau von erneuerbaren Energieanlagen, die Stilllegung konventioneller Kraftwerke, den Kernenergieausstieg, den zunehmenden internationalen Elektrizitätshandel und den Netzausbau direkt und indirekt auf die Netzverluste aus.

Die in der vorliegenden Arbeit entwickelten Prognosemodelle werden als Grundlage einer Day-Ahead- und Intraday-Beschaffung von Energie zum Ausgleich von Netzverlusten entworfen. Mit Hilfe ökonomischer Ansätze ergeben sich Anwendungsvorteile, wie die Kombination von deterministischen und stochastischen Komponenten sowie die Möglichkeit zur Berücksichtigung von intertemporalen saisonalen Zusammenhängen oder Regelmäßigkeiten der Prognosevariablen. Zudem können exogene Einflussgrößen berücksichtigt werden, wenn diese einen Beitrag zur Erklärung der Prognosevariablen liefern. Auf Basis von Zeitreihen und Verteilungsanalysen werden die Prognosemodelle zielgerichtet an die reale Prognoseaufgabe angepasst.

Auf der Basis einer ex post-Betrachtung unter angenommenen realen Bedingungen, z.B. bezogen auf die Verfügbarkeit von Eingangsdaten, werden die entwickelten Prognosemodelle auf die Netzverluste – insbesondere auf die Leitungs- und Transformatorverluste – einer der vier Übertragungsnetz-Regelzonen in Deutschland angewendet. Die resultierende Prognosegüte wird jeweils auf Basis der Berechnung von Fehlermaßen ermittelt. Zudem erfolgt die Beurteilung der Schätzgüte über statistische Kennzahlen wie Informationskriterien und Signifikanztests der geschätzten Modellparameter. Die Anwendung des Prognosemodells resultiert in einer hohen Prognosegüte insbesondere für untertägige Prognosehorizonte. So verdeutlicht der starke Anstieg der Fehlermaße mit größer werdendem Prognosehorizont die Sinnhaftigkeit eines kurzen Prognosehorizonts. Zwischen den Prognosehorizonten von zwei und acht Viertelstunden ist eine Verdopplung der Fehlermaße zu beobachten, wohingegen zwischen den Prognosehorizon-

ten von acht und 24 Viertelstunden lediglich ein Zuwachs von 3 %-Punkten und damit knapp 20 % ermittelt wird. Aufgrund dieser Sensitivität der Prognosegüte bei sehr kleinen Prognosehorizonten gilt insbesondere für die Zielgröße Leitungsverluste die Maßgabe der Realisierung kleinstmöglicher Prognosehorizonte durch Handelsgeschäfte am Intradaymarkt. Diese Gegebenheit ist bei den Transformatorverlusten weniger stark ausgeprägt. Jedoch ergibt sich auch hier die Sinnhaftigkeit kleiner Prognosehorizonte aufgrund des Anstiegs der Fehlermaße bei größer werdendem Prognosehorizont.

Die Abhängigkeiten der Prognosegüte von Erweiterungen des klassischen ökonomischen autoregressive moving-average-Ansatzes, oder kurz ARMA-Ansatzes, hin zu saisonalen integrierten autoregressive moving-average-Ansätzen mit exogenen Regressoren, oder kurz SARIMAX-Ansätzen, werden anhand mehrerer Sensitivitätsrechnungen dargestellt. Durch die selektive Nichtberücksichtigung einzelner Modellkomponenten wird deren wesentlicher Beitrag, wie der saisonalen Komponenten und der exogenen Regressoren, untersucht. Für beide Prognosevariablen – Leitungs- und Transformatorverluste – werden Prognoseverbesserungen durch den Miteinbezug von saisonalen Zusammenhängen erreicht. Diese sind aufgrund ihrer stärkeren Ausprägung bei Transformatorverlusten mit einer größeren Verbesserung von bis zu 24 % verbunden als bei den Leitungsverlusten mit bis zu 13 %.

Da sowohl am Day-Ahead- als auch am Intradaymarkt Stundenprodukte gehandelt werden können, am Intradaymarkt jedoch zusätzlich Viertelstundenprodukte, stellt sich die Frage, in welcher zeitlichen Auflösung ein operatives Prognosemodell realisiert werden sollte. Mittels eines Vergleichs von Prognosen für die stündliche und die viertelstündliche Auflösung ergeben sich Vorteile anhand von Fehlermaßen und Verteilungsanalysen für die Prognoseanwendung in viertelstündlicher Auflösung. Diese werden durch eine Verbesserung der Fehlermaße von bis zu 19 % erfasst.

Aufgrund der Vielzahl an Betriebsmitteln, aus deren Energieverluste sich die gesamten Netzverluste eines Netzgebiets zusammensetzen, liegt der Gedanke einer Gruppierung der Betriebsmittel nahe. Mit Hilfe des kmeans-Clusteralgorithmus werden daher die Leitungen des betrachteten Netzgebiets in fünf Cluster eingruppiert, für die jeweils eine gesonderte Prognoserechnung durchgeführt wird. Die Summe der Einzelprognosen resultiert in Fehlermaßen, die im Vergleich der direkten Prognose der gesamten Leitungsverluste leichte Verbesserungen anzeigen. Die Verbesserung um bis zu 5 % lässt sich unter anderem auf die geringere Varianz der Prognosevariablen zurückführen.

Durch die zeitliche Ausweitung der Modellanwendung auf Zeiträume aus drei verschiedenen Jahren wird ebenso ein Nachweis für die hohe Prognosegüten erbracht. Hierbei ergeben sich vergleichbare Qualitäten der Schätzung und Prognose der Netzverluste. Die Eignung des Modells für andere Netzgebiete wird anhand der Anwendung auf die Netzverluste einer zweiten Regelzone in Deutschland gezeigt. Mit Hilfe einer angepassten Modellstruktur ergibt sich hierbei eine höhere Prognosegüte im Vergleich zum

zunächst betrachteten Netzgebiet, ausgedrückt durch eine Fehlermaßverbesserung im Bereich bis - 13 %.

Die Entwicklung eines Modells zur Prognose von Netzverlusten für eine operative Aufgabenstellung auf der Basis realer Daten zeigt die gewinnbringende Anwendbarkeit von ökonometrischen Modellen. Die Voraussetzungen für die Überführung des entwickelten Modells in eine operative Anwendung bei einem Netzbetreiber sind damit gegeben. Die Nutzen des Verfahrens sind eine hohe Prognosegüte, geringe Mengenrisiken bei der Beschaffungen von Energie zum Ausgleich von Netzverlusten und der Minimierung der Inanspruchnahme von Ausgleichsenergie zur Deckung von Prognosefehlern.

Die Anwendbarkeit der entwickelten Prognosemodelle ist auch für die Netzverluste in anderen Netzgebieten als das in dieser Arbeit betrachtete gegeben. Dies gilt sowohl für die Übertragungsnetze in anderen Regelzonen als auch für Verteilnetze. Gezeigt wird dies durch die Anwendung des für Leitungsverluste entwickelten Prognosemodells auf die Netzverluste einer anderen Regelzone. Im Ergebnis ergibt sich eine vergleichsweise hohe Prognosegüte.

Lastflüsse in Verteilnetzen sind allerdings vor allem durch die Nutzung elektrischer Energie beeinflusst. Die Überlagerung durch eine wachsende Einspeisung aus dezentralen Erzeugungsanlagen, wie z.B. Photovoltaik- oder Blockheizkraftwerken mit Anschluss an Nieder- und Mittelspannungsnetzen, ist dabei ein wesentlicher Aspekt. Der Verbrauch elektrischer Energie in einem großräumigen Gebiet, wie z.B. einer Verteilnetzgruppe, die einem Höchstspannungsknoten unterliegt, ist durch sich wiederholende charakteristische Tagesmuster geprägt, die u.a. von der Tageszeit und dem Jahreskalender abhängen. Entscheidend für die Überlagerung der verbrauchsgeprägten Lastflüsse in Verteilnetzen durch die Erzeugung aus dezentralen Anlagen auf Basis erneuerbarer Energien ist die Höhe der installierten Erzeugungsleistung dieser Anlagen im betrachteten Netzgebiet. Andere Einflussfaktoren auf die Netzverluste in Übertragungsnetzen, wie der internationale Elektrizitätshandel haben in der Verteilnetzebene einen geringen Einfluss. Ebenso sind die Blindleistungsflüsse in Verteilnetzen eher an den Wirkleistungsverbrauch gekoppelt, was durch die technischen Eigenschaften der Verbrauchsgeräte bestimmt ist. Folglich sind die maßgeblichen Einflüsse auf die Lastflüsse und damit ebenso die Netzverluste in Verteilnetzen durch charakteristische autoregressive Faktoren und datenseitig erfassbare deterministische Einflüsse gegeben. Somit sind die in dieser Arbeit entwickelten ökonometrischen Verfahren – insbesondere das Prognoseverfahrens für Transformatorverluste – geeignet für die Anwendung in Verteilnetzen.

Das in der vorliegenden Arbeit genutzte Vorgehen zur Festlegung der ökonometrischen Modellstrukturen und der Berücksichtigung weiterer Modellerweiterungen, wie saisonaler Komponenten und exogenen Einflussfaktoren ist dabei flexibel auf die Prognoseaufgaben bei anderen Netzbetreibern anwendbar. Auf Basis der Analysen von exogenen Regressoren wurde insbesondere auch die Eignung der Verwendung von Ergeb-

nissen des Day-Ahead Congestion Forecast belegt. Auf Basis dieser Erkenntnisse liegt ebenso die Betrachtung und gegebenenfalls Verwendung eines Intraday Congestion Forecast zur Unterstützung der Netzverlustprognose als eine weitere Verbesserungsmöglichkeit nahe. Die Möglichkeiten zur Anpassung der angewandten Prognosemodelle an veränderte Gegebenheiten, wie z.B. Veränderungen der Netztopologie etwa durch den Ausbau des Übertragungsnetzes im Dreh- und Gleichstrombereich, sind durch den variablen Aufbau der ökonometrischen Prognoseansätze gegeben. Die fortlaufende Beobachtung der Prognose- und Schätzgüte sowie die regelmäßige Überprüfung der statistischen Eigenschaften der Netzverluste, etwa anhand der (partiellen) Autokorrelationsfunktion, sind wesentliche Aspekte der operativen Anwendung der Prognosemodelle.

Anhang

A.1 Schätzung von Parametern für ökonomische Modelle

Maximierung der Log-Likelihood-Funktion

Die Likelihood-Funktion LF ist die Wahrscheinlichkeitsfunktion aller Beobachtungen im Schätzzeitraum und entspricht dem Produkt der Dichtefunktionen der einzelnen Beobachtungen. Die Log-Likelihood-Funktion LLF ist die logarithmierte Likelihood-Funktion LF kann aufgrund der Logarithmusgesetze als Summe formuliert werden. Dies ermöglicht die Bestimmung der partiellen Ableitungen der Funktionselemente und vereinfacht somit den Optimierungsalgorithmus. Die Maximierung der Log-Likelihood-Funktion resultiert schließlich in den Schätzwerten der Modellparameter des ökonomischen Ansatzes. Die Log-Likelihood-Funktion kann wie folgt formuliert werden [74].

$$LLF = \log(LF) = \log\left(\prod_{t=1}^T f(\varepsilon_t | \psi_t, \Theta)\right) = \sum_{t=1}^T \log(f(\varepsilon_t | \psi_t, \Theta))$$

... mit f : Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion der Störgrößen
und ε_t : Störgrößen
und ψ_t : Istwerte des Schätzzeitraums
und Θ : Menge der Modellparameter

(6.1)

Informationskriterien

Akaike-Informationskriterium [79]:

$$AIC = -2 LLF + 2 N$$

... mit N : Anzahl Modellparameter

(6.2)

Schwarz-Bayes-Informationskriterium [80]:

$$BIC = -2 LLF + 2 N \cdot \log T$$

... mit N : Anzahl Modellparameter (6.3)
und T : Anzahl Istwerte bzw. Länge des Schätzzeitraums

Gemäß der Prämisse, dass durch Maximierung der Log-Likelihood-Funktion die Schätzwerte der Modellparameter bestimmt werden, können zum einen die Log-Likelihood-Funktion selbst und zum anderen die Informationskriterien zur Beurteilung der Schätzgüte herangezogen werden. Dabei ist das Akaike-Kriterium durch die Berücksichtigung der Anzahl der verwendeten Modellparameter restriktiver als die Log-Likelihood-Funktion. Das Schwarz-Bayes-Kriterium ist wiederum restriktiver als das Akaike-Kriterium, da zusätzlich die Anzahl der Istwerte im Schätzzeitraum miteinbezogen werden. Aufgrund der Vorzeichenkonvention gilt beim Vergleich zweier ökonomischer Ansätze: der kleinere Kriterienwert deutet auf das geeignetere Modell hin.

A.2 Fehlermaße zur Beurteilung der Prognosegüte

Die Entwicklung von Prognosemodellen verfolgt in der Regel eine der beiden Vorgehen: entweder werden verschiedene Prognosemodell auf dieselbe Prognoseaufgabe angewendet oder es wird ein Prognosemodell für verschiedene Prognoseaufgaben angewendet. In beiden Fällen besteht die Herausforderung unter unterschiedliche Eigenschaften der Prognosevariablen oder Prognosemodelle zu vergleichen. Hierbei sind z.B. der Wertebereich, die Volatilität, die Form der Verteilung oder der Betrachtungszeitraum relevant. Für den Vergleich von Prognosemodellen oder Prognosemodell Anwendungen stehen verschiedenen Fehlermaße zur Verfügung die in absolute und relative Fehlermaße eingeteilt werden können.

Absolute Fehlermaße

ME: Mean error – Mittelwert der Fehler

$$\varepsilon_{ME} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i) \quad (6.4)$$

MAE: Mean error – Mittelwert der absoluten Fehler

$$\varepsilon_{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\hat{y}_i - y_i| \quad (6.5)$$

RMSE: Root mean squared error – Wurzel des mittleren quadratischen Fehlers

$$\varepsilon_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2} \quad (6.6)$$

Relative Fehlermaße

MPE: Mean percentage error – Mittelwert absoluter prozentualer Fehler

$$\varepsilon_{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{\hat{y}_i - y_i}{y_i} \quad (6.7)$$

MAPE: Mean absolute percentage error – Mittelwert absoluter prozentualer Fehler

$$\varepsilon_{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|\hat{y}_i - y_i|}{y_i} \quad (6.8)$$

RRMSE: Relative root mean squared error – Normierte Wurzel des mittleren quadratischen Fehlers (unterschiedliche Normierungsoptionen: Mittelwert, Schwankungsbreite, Bereich einer oder mehrerer Standardabweichungen um Mittelwert)

$$\varepsilon_{RRMSE} = \frac{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i} \quad (6.9)$$

A.3 Ergänzende Tabellen und Abbildungen

Modellparameter	Mittelwert Parameter	Standardabw. Parameter	Wert T-Statistik	Kritischer Wert T-Statistik
AR(1)	1,1284	0,1540	393,0243	1,1227
AR(2)	-0,4077	0,0765	-285,7572	-0,4104
MA(1)	0,0833	0,0289	154,4293	0,0822
X(DACF)	0,0671	0,0015	2456,3751	0,0670
SAR(1)	0,0346	0,0082	227,3765	0,0343
SAR(2)	0,0265	0,0132	107,4418	0,0260
SAR(3)	0,0479	0,0260	98,9365	0,0470
SAR(7)	0,0596	0,0067	480,0744	0,0594
SMA(1)	-0,5046	0,0382	-709,3002	-0,5060

Tabelle A. 1: t-Test Parametersignifikanz Prognose Leitungsverluste,
SARIMAX(2,1,1,1)-(4,0,1)₉₆

A.3 Ergänzende Tabellen und Abbildungen

Modellparameter	Mittelwert Parameter	Standardabw. Parameter	Wert T-Statistik	Kritischer Wert T-Statistik
AR(1)	0,5732	0,0155	1959,6	0,5726
AR(2)	0,0894	0,0050	954,0	0,0892
AR(3)	-0,6375	0,0117	-2890,2	-0,6380
MA(1)	0,0939	0,0128	388,1	0,0934
X(PV)	0,0954	0,0096	526,7	0,0950
SAR(1)	0,0013	0,0027	25,6	0,0012
SAR(2)	0,1410	0,0055	1364,3	0,1408
SAR(3)	0,0000	0,0000	121,1	0,0000
SAR(7)	0,9031	0,0133	3589,6	0,9026
SMA(1)	0,0526	0,0028	1008,9	0,0525

Tabelle A. 2: t-Test Parametersignifikanz Prognose, Transformatorverluste, SARIMAX(3,1,1,1)-(4,0,1)₉₆

Modellparameter	Mittelwert Parameter	Standardabw. Parameter	Wert T-Statistik	Kritischer Wert T-Statistik
AR(1)	1,0967	0,0153	1899,1500	1,0955
AR(2)	-0,4326	0,0185	-618,9937	-0,4340
MA(1)	-0,4850	0,0117	-1098,5593	-0,4859
SAR(1)	0,1097	0,0059	494,2114	0,1092
SAR(2)	0,0613	0,0079	203,9121	0,0607
SAR(3)	0,0217	0,0109	52,8473	0,0209
SAR(7)	0,0925	0,0070	350,5442	0,0919
SMA(1)	-0,4850	0,0117	-1098,5593	-0,4859

Tabelle A. 3: t-Test Parametersignifikanz Prognose, Netzverluste 50Hertz, SARIMA(2,1,1,0)-(4,0,1)₂₄

Autokorrelation (ACF) und partielle Autokorrelation (PACF) der stundengetrennten Zeitreihen der Leitungsverluste – ausgewählte Tagesstunden:

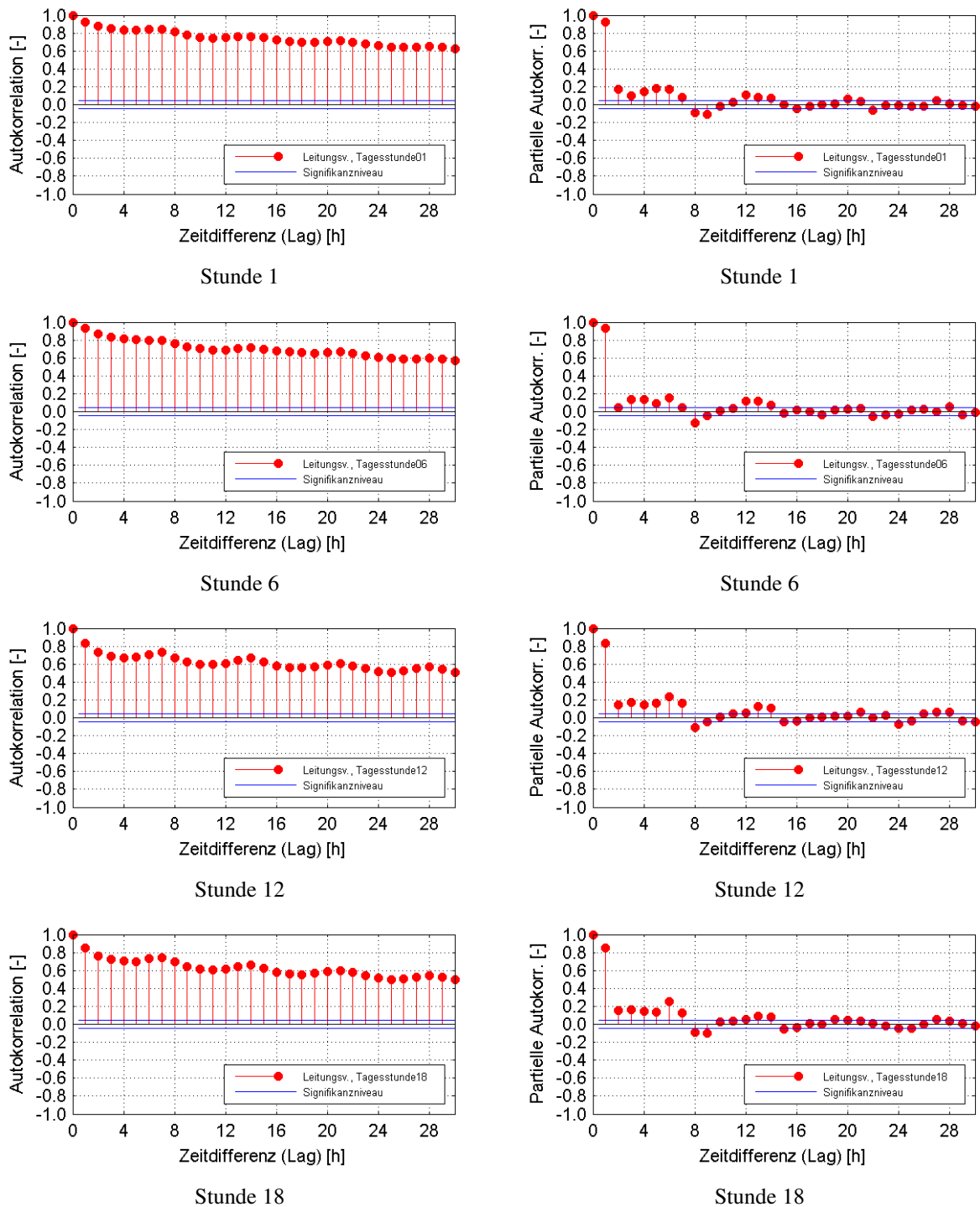


Abbildung A.1: (Partielle) Autokorrelationsfunktionen stundengetrennter Zeitreihen

Literatur

- [1] Bundesgesetzblatt, *Gesetz über die Elektrizitäts- und Gasversorgung (Energiewirtschaftsgesetz - EnWG)*, Berlin: Bundesgesetzblatt, 2005.
- [2] Bundesgesetzblatt, *Verordnung über den Zugang zu Elektrizitätsversorgungsnetzen (Stromnetzzugangsverordnung - StromNZV)*, Berlin: Bundesgesetzblatt, 2017.
- [3] Bundesnetzagentur, *Beschluss zur Festlegung des Ausschreibungsverfahrens für Verlustenergie und des Verfahrens zur Bestimmung der Netzverluste (BK6-08-006)*, Bonn: Bundesnetzagentur, 21.10.2008.
- [4] AG Energiebilanzen, „AG Energiebilanzen e.V. Auswertungstabellen zur Energiebilanz Deutschland, 1990 bis 2015,“ 2016. [Online]. Available: www.ag-energiebilanzen.de. [Zugriff am 14. März 2017].
- [5] D. zur Nedeen, H.-J. Weinert, G. Weihberg und S. Schmitz, *Energiegeschichten*, Lamspringe, Hildesheim: Quensen Druck + Verlag, 2007.
- [6] E. Spring, *Elektrische Energienetze - Energieübertragung und -verteilung*, Berlin: VDE Verlag, 2003.
- [7] T. Bohn und H.-P. Marschall, „Die technische Entwicklung der Stromversorgung,“ in *Die Geschichte der Stromversorgung*, W. Fischer, Hrsg., Frankfurt, Verlags- und Wirtschaftsgesellschaft der Elektrizitätswerke m.b.H. (VWEW), 1992, pp. 39-120.
- [8] K. Heuck und K.-D. Dettmann, *Elektrische Energieversorgung*, Wiesbaden: Vieweg Verlag, 2005.
- [9] R. Baumann, *TSO Security Cooperation as a Regional Security Coordination Initiative*, Wien: TSO SECURITY COOPERATION (TSC), 2014.
- [10] A. J. Schwab, *Elektroenergiesysteme*, Berlin: Springer-Verlag, 2009.
- [11] European Network of Transmission System (ENTSO-E), *ENTSO-E at a glance*, www.entsoe.eu, Hrsg., Brüssel: ENTSO-E, 2014.

- [12] Bundesministerium für Wirtschaft und Energie, BMWi, „Energie - Strommarkt der Zukunft - Versorgungssicherheit,“ BMWi, 2015. [Online]. Available: www.bmwi.de. [Zugriff am 05 06 2015].
- [13] International Atomic Energy Agency (IAEA), „Energy Indicators for Sustainable Development: Guidelines and Methodologies,“ IAEA, Wien, 2005.
- [14] H. Berndt, M. Hermann, K. H. D., R. Reinisch, U. Scherer und J. Vanzetta, *TransmissionCode 2007 - Netz- und Systemregeln der deutschen Übertragungsnetzbetreiber*, Berlin: Verband der Netzbetreiber - VDN - e.V. beim VDEW, 2007.
- [15] Deutsche Energie-Agentur, dena, „dena-Studie Systemdienstleistungen 2030. Sicherheit und Zuverlässigkeit einer Stromversorgung mit hohen Anteilen erneuerbarer Energien,“ dena, Berlin, 2014.
- [16] Übertragungsnetzbetreiber, „regelleistung.net,“ 2015. [Online]. Available: www.regelleistung.net. [Zugriff am 08 06 2015].
- [17] Bundesgesetzblatt, *Verordnung über die Vereinbarung zu abschaltbaren Lasten (Verordnung zu abschaltbaren Lasten - AbLaV)*, Berlin: Bundesgesetzblatt, 2012.
- [18] Bundesnetzagentur, *Verwaltungsbeschluss: Kosten der Systemdienstleistungen der TransnetBW GmbH*, Bonn: Bundesnetzagentur, 2014, BK8-14/0502-91 (TransnetBW).
- [19] Bundesnetzagentur, „Bundesnetzagentur, Elektrizität und Gas, Unternehmen/Institutionen, Stromnetze, Engpassmanagement, Redispatch,“ 2015. [Online]. Available: www.bundesnetzagentur.de. [Zugriff am 04 06 2015].
- [20] Bundesnetzagentur, *Beschluss in dem Verwaltungsverfahren wegen der Standardisierung vertraglicher Rahmenbedingungen für Eingriffsmöglichkeiten der Übertragungsnetzbetreiber in die Fahrweise von Erzeugungsanlagen*, Bonn: Bundesnetzagentur, 2012.
- [21] Bundesnetzagentur, „Bundesnetzagentur, Elektrizität und Gas, Unternehmen/Institutionen, Stromnetze, Engpassmanagement,“ 2015. [Online]. Available: www.bundesnetzagentur.de. [Zugriff am 06 08 2015].
- [22] Bundesnetzagentur Beschlusskammer 8, *Beschluss in dem Verwaltungsverfahren wegen der Festlegung einer wirksamen Verfahrensregulierung, Festlegung eines verbindlichen Anreizsystems für Systemdienstleistungen und die Berücksichtigung der daraus resultierenden Kosten in den Erlösbergrenzen*, Bonn: Bundesnetzagentur, 2014.

-
- [23] Bundesgesetzblatt, *Verordnung zur Regelung des Verfahrens der Beschaffung einer Netzreserve sowie zur Regelung des Umgangs mit geplanten Stilllegungen von Energieerzeugungsanlagen zur Gewährleistung der Sicherheit und Zuverlässigkeit des Elektrizitätsversorgungssystems*, Berlin: Bundesgesetzblatt, 2013.
- [24] TransnetBW GmbH, „Netzreserve - Einsätze der ausländischen Netzreserve,“ [Online]. Available: <https://www.transnetbw.de/de/strommarkt/systemdienstleistungen/netzreserve>. [Zugriff am 08 02 2018].
- [25] European Commission, „Energy Strategy,“ [Online]. Available: <http://ec.europa.eu/energy/en/topics/energy-strategy>. [Zugriff am 30 06 2015].
- [26] Bundesgesetzblatt, *Gesetz über die friedliche Verwendung der Kernenergie und den Schutz gegen ihre Gefahren (Atomgesetz, AtG)*, Berlin: Bundesgesetzblatt, 2015.
- [27] TransnetBW GmbH, Tennet TSO GmbH, Amprion GmbH und 50Hertz Transmission GmbH, „Netzentwicklungsplan 2014, Zweiter Entwurf,“ Übertragungsnetzbetreiber, Berlin, Dortmund, Bayreuth, Stuttgart, 2014.
- [28] ENTSO-E, „10-Year Network Development Plan 2014,“ ENTSO-E, European Network of Transmission System Operators for Electricity, 2014.
- [29] F. Dehmel, *Anreizregulierung von Stromübertragungsnetzen*, Eichstätt-Ingolstadt: Hochschulschriften Online der Katholischen Universität Eichstätt-Ingolstadt, 2011.
- [30] J. Diekmann, U. Leprich und H.-J. Ziesing, *Regulierung der Stromnetze in Deutschland*, Düsseldorf: edition der Hans-Böckler-Stiftung, 2007.
- [31] B. W. F. Depoorter, „Regulation of natural monopoly,“ in *Encyclopedia of law and economics - The regulation of contracts*, Cheltenham, Edward Elgar, 2000, pp. 498-532.
- [32] Bundesgesetzblatt, *Verordnung über die Entgelte für den Zugang zu Elektrizitätsversorgungsnetzen (Stromnetzentgeltverordnung - StromNEV)*, Berlin: Bundesgesetzblatt, 2017.
- [33] Amtsblatt der Europäischen Gemeinschaften, *Richtlinie 96/92/EG des Europäischen Parlaments und des Rates*, Straßburg und Brüssel: Amtsblatt der Europäischen Gemeinschaften, 1996.
- [34] Amtsblatt der Europäischen Gemeinschaften, *Richtlinie 2003/54/EG des Europäischen Parlaments und des Rates*, Straßburg und Brüssel: Amtsblatt der Europäischen Gemeinschaften, 2003.

- [35] M. Schmidt-Preuß, „OU - ISO - ITO - Die Unbundling-Optionen des 3. EU-Liberalisierungspakets,“ *Energiewirtschaftliche Tagesfragen (et)*, Bd. 59, Nr. 9, pp. 82-89, 2009.
- [36] E.ON AG, „E.ON verkauft Höchstspannungsnetz,“ 10 11 2009. [Online]. Available: <http://www.eon.com/de/presse/pressemitteilungen/pressemitteilungen/2009/11/10/e-dot-on-verkauft-hoechstspannungsnetz.html>. [Zugriff am 19 04 2017].
- [37] RWE AG, „RWE schließt Verkauf des Mehrheitsanteils an Amprion ab,“ 06 09 2011. [Online]. Available: <http://www.rwe.com/web/cms/de/37110/rwe/presse-news/pressemitteilungen/pressemitteilungen/?pmid=4006769>. [Zugriff am 19 04 2017].
- [38] Tagesschau, „Wettbewerb verzweifelt gesucht,“ 06 06 2008. [Online]. Available: <http://www.tagesschau.de/wirtschaft/stromnetze4.html>. [Zugriff am 19 04 2017].
- [39] Vattenfall Europe AG, „Vattenfall schließt Verkauf des Übertragungsnetzbetreibers 50Hertz Transmission ab,“ 19 05 2010. [Online]. Available: <https://corporate.vattenfall.de/newsroom/pressemeldungen/pressemeldungen-import/vattenfall-schliebt-verkauf-des-ubertragungsnetzbetreibers-50hertz-transmission-ab/>. [Zugriff am 19 04 2017].
- [40] TransnetBW GmbH, „Die EnBW Transportnetze AG firmiert ab 2. März 2012 unter dem Namen Transnet BW GmbH,“ 02 03 2012. [Online]. Available: <https://www.transnetbw.de/de/presse/presseinformationen/presseinformation?id=18>. [Zugriff am 19 04 2017].
- [41] Bundesnetzagentur, *Verwaltungsbeschluss: Kosten der Systemdienstleistungen der Tennet GmbH*, Bonn: Bundesnetzagentur, 2014, BK8-14/0260-91 (Tennet).
- [42] Bundesnetzagentur, *Verwaltungsbeschluss: Kosten der Systemdienstleistungen der 50Hertz GmbH*, Bonn: Bundesnetzagentur, 2014, BK8-14-0450-91 (50Hertz).
- [43] Bundesnetzagentur, *Verwaltungsbeschluss: Kosten der Systemdienstleistungen der Amprion GmbH*, Bonn: Bundesnetzagentur, 2014, BK8-14-0772-91 (Amprion).
- [44] European Power Exchange (EPEX SPOT SE), „EPEX Spot Operational Rules,“ Paris, 2017.
- [45] M. e. a. (. Erich, *Netzverluste - Eine Richtlinie für ihre Bewertung und ihre Verminderung*, V. e. Vereinigung Deutscher Elektrizitätswerke, Hrsg., Frankfurt (Main): Verlags- und Wirtschaftsgesellschaft der Elektrizitätswerke m. b. H. - VWEW, 1968.

-
- [46] AG Energiebilanzen, „AG Energiebilanzen e.V. Bilanzen 1990-2012,“ 2015. [Online]. Available: www.ag-energiebilanzen.de. [Zugriff am 18 06 2015].
- [47] AG Energiebilanzen, „AG Energiebilanzen e.V.,“ 2013. [Online]. Available: www.ag-energiebilanzen.de. [Zugriff am 05 02 2014].
- [48] AG Energiebilanzen, „AG Energiebilanzen e.V. Stromerzeugung nach Energieträgern 1990 - 2014,“ 2015. [Online]. Available: www.ag-energiebilanzen.de. [Zugriff am 16 06 2015].
- [49] Bundesnetzagentur und Bundeskartellamt, „Monitoringbericht 2014,“ Bonn, 2014.
- [50] H.-W. Schiffer, Energiemarkt Deutschland Jahrbuch 2015, Köln: TÜV Media, 2014.
- [51] M. Zebisch, Netzverluste - Die Verluste in elektrischen Versorgungsnetzen, ihre Ursachen und Ermittlung, Berlin: VEB Verlag Technik, 1959.
- [52] R. Flosdorff und G. Hilgarth, Elektrische Energieverteilung, Stuttgart: B. G. Teubner, 2000.
- [53] W. Pläßmann und D. Schulz, Handbuch Elektrotechnik, 5., korrigierte Auflage, Wiesbaden: Viewig+Teubner, 2009.
- [54] P. Kundur, Power System Stability and Control, New York: McGraw-Hill, Inc., 1994.
- [55] P. D. t. G. Scheffknecht, *Regelung von Kraftwerken und Netzen*, Stuttgart: Institut für Feuerungs- und Kraftwerkstechnik (IFK), Universität Stuttgart, 2013.
- [56] D. Oeding und B. R. Oswald, Elektrische Kraftwerke und Netze, 7. Auflage Hrsg., Heidelberg: Springer, 2011.
- [57] P. Denzel, Grundlagen der Übertragung elektrischer Energie, Berlin: Springer, 1966.
- [58] U. Schärli und S. Tenbohlen, *Elektrische Energienetze II, Vorlesung Universität Stuttgart*, Stuttgart: Institut für Energieübertragung und Hochspannungstechnik (IEH), 2014.
- [59] R. Fischer und F. Kießling, Freileitungen - Planung, Berechnung, Ausführung, Berlin: Springer-Verlag, 1989.
- [60] K. Bergmann, Elektrische Meßtechnik - Elektrische und elektronische Verfahren, Anlagen und Systeme, Bd. 6. Auflage, Braunschweig: Friedr. Vieweg & Sohn Verlagsgesellschaft, 2000.
- [61] A. Semmig, D. Graeber und S. Bothor, „Verfahren zur verbesserten Verlustenergieprognose in einem Übertragungsnetz“. Deutschland und 37 weitere europäische Staaten Patent EP2429061, 07. September 2011.

- [62] European Power Exchange (EPEX SPOT SE), „Market Data Intraday Continuous,“ [Online]. Available: <https://www.epexspot.com/en/market-data/intradaycontinuous/chart/intraday-chart/2018-02-08/DE>. [Zugriff am 08.02.2018].
- [63] Bundesnetzagentur, *Beschluss in dem Verwaltungsverfahren wegen der Weiterentwicklung des Ausgleichsenergiepreis-Abrechnungssystems, BK6-12-024*, Bonn: Bundesnetzagentur, 2012.
- [64] ENTSO-E, *Continental Europe Operation Handbook*, Brüssel: ENTSO-E (Rechtsnachfolger von UCTE), 2004.
- [65] D. Klaar, „Coordinated congestion management,“ in *Internationale Dreiländer-Tagung D/A/CH 2004 - Engpassmanagement und Intraday-Energieaustausch*, München, 2004.
- [66] D. Nauck, F. Klawonn und R. Kruse, *Neuronale Netze und Fuzzy Systeme*, Braunschweig: Verlag Viewig, 1996.
- [67] B. Lenze, *Einführung in die Mathematik neuronaler Netze*, Berlin: Logos-Verlag, 1997.
- [68] B. D. Ripley, *Pattern Recognition and Neural Networks*, Cambridge: Cambridge University Press, 2007.
- [69] K. Metaxiotis, A. Kagiannas, D. Askounis und J. Psarras, „Artificial intelligence in short term electric load forecasting: a state-of-the-art survey for the researcher,“ *Energy Conversion and Management*, Bd. 2003, Nr. 44, 12. Februar 2002.
- [70] C. Meisenbach und S. Gnüchtel, „Lastprognose konventionell oder mit neuronalen Netzen - ein Vergleich,“ *VDI Berichte*, Bd. 1508, 1999.
- [71] K. Hufendiek und R. Lux, „Systematische Erstellung von Modellen zur Lastprognose auf Basis künstlicher neuronaler Netze,“ *VDI Berichte*, Bd. 1508, 1999.
- [72] G. Darbellay und M. Slama, „Forecasting the short-term demand for electricity - Do neural networks stand a better chance?,“ *International Journal of Forecasting*, Bd. 2000, Nr. 16, 2000.
- [73] G. E. P. Box, G. M. Jenkins und G. C. Reinsel, *Time Series Analysis - Forecasting and Control*, Third Edition Hrsg., Englewood Cliffs: Prentice Hall, 1994.
- [74] P. D. H. Rinne und D. K. Specht, *Zeitreihen - statistische Modellierung, Schätzung und Prognose*, München: Verlag Franz Vahlen, 2002.
- [75] D. J. Swider, *Handel an Regelenergie- und Spotmärkten - Methoden zur Entscheidungsunterstützung für Netz- und Kraftwerksbetreiber*, Wiesbaden: Deutscher Universitäts-Verlag, 2006.

-
- [76] D. J. Swider, B. Hasche, K. Rudion und C. Heyde, „Verteilungsdichteprognose von Netzlast und Preisen,“ Institut für Energiewirtschaft und Rationelle Energieanwendung (IER), Universität Stuttgart, Stuttgart, 2006.
- [77] C.-M. Huang, C.-J. Huang und M.-L. Wang, „A Particle Swarm Optimization to Identifying the ARMAX Model for Short-Term Load Forecasting,“ *IEEE Transaction on Power Systems*, Bd. 20, Nr. 2, Mai 2005.
- [78] H. S. Guirguis und F. A. Felder, „Further Advances in Forecasting Day-Ahead Electricity Prices Using Time Series Models,“ *KIEE International Transactions on PE*, Bde. %1 von %24-A, Nr. 3, 2004.
- [79] H. Akaike, „A New Look at the Statistical Model Identification,“ *IEEE Transactions on Automatic Control*, Bde. %1 von %2AC-19, Nr. 6, Dezember 1974.
- [80] G. Schwarz, „Estimation the Dimesion of a Model,“ *The Annals of Statistics*, Bd. 6, Nr. 2, 1978.
- [81] L. Sachs und J. Hedderich, *Angewandte Statistik - Methodensammlung mit R*, Berlin: Springer Verlag, 2006.
- [82] J. C. Cuaresma, J. Hlouskova, S. Kossmeier und M. Obersteiner, *Forecasting electricity spot prices using linear univariate time series models*, Wien: Departement of Economics, University of Vienna, 2002.
- [83] S. Klaiber, S. Nicolai und P. Bretschneider, „Acquisition of grid losses using intelligent forecast methods,“ in *55. International Scientific Colloquium*, Ilmenau, 2010.
- [84] rp-online (AP/csr), „RP-Online,“ 10. November 2009. [Online]. Available: <http://www.rp-online.de/wirtschaft/unternehmen/eon-verkauft-hochstspannungsnetz-an-tennet-aid-1.2324379>. [Zugriff am 10. September 2017].
- [85] H. Schau und A. Novitskiy, „Analysis and prediction of power and energy losses in distribution networks,“ in *Universities Power Engineering Conference*, Padova, Italien, 2008.
- [86] M. Rejc und M. Pantos, „Short-Term Transmission Loss-Forecast for the Slovenian Transmission Power System Based on a Fuzzy-Logic Decision Approach,“ *IEEE Transactions on Power Systems*, Bd. Vol. 26, Nr. No. 3, August 2011.
- [87] F. Ansyari, C. S. Özveren und D. King, „Comparison of Loss Allocation Methods in a Regulated System,“ in *43rd International Universities Power Engineering Conference (UPEC)*, IEEE, Padova, Italien, 2008.
- [88] A. J. Conejo, „Transmission loss allocation: a comparison of different practical algorithms,“ *IEEE Transaction on Power Systems*, Bd. 17, Nr. 3, 2002.

- [89] D. Kirschen, R. Allan und G. Strbac, „Contributions of individual generators to loads and flows,“ *IEEE Transaction on Power Systems*, Bd. 14, Nr. 4, 1997.
- [90] V. S. C. Lim, J. D. F. McDonald und T. K. Saha, „Comparative distribution of system losses to market participants using different loss allocation methods,“ in *IEEE/PES Transmission and Distribution Conference & Exhibitions*, Dalian, China, 2005.
- [91] F. D. Galiana und A. J. Conejo, „Incremental Transmission Loss allocation Under Pool dispatch,“ *IEEE Transaction on Power Systems*, Bd. 17, Nr. 1, 2002.
- [92] D. A. Lima und A. P. Feltrin, „Allocation of the costs of transmission losses,“ *Electrical Power System Research*, Bd. 72, pp. 13-20, 2004.
- [93] J. N. Y. Cheung, T. Czaszejko und A. B. Morton, „Transmission loss evaluation in an open electricity market using an incremental method,“ *IET Generation Transmission Distribution*, Bd. 1, Nr. 1, 2007.
- [94] A. Shiafu, N. Jenkins und G. Strbac, „Measurement location for state estimation of distribution networks with generation,“ *IEE Proceedings - Generation, Transmission and Distribution*, Bd. 152, Nr. 2, 4. März 2005.
- [95] A. Abdel-Majeed, P. D.-I. S. Tenbohlen, P. D.-I. M. Braun und D. Schöllhorn, „Platzierung von Messstationen zur Zustandsschätzung in Niederspannungsnetzen,“ in *Internationaler ETG-Kongress*, Berlin, 2013.
- [96] J. Contreras, R. Espinola, F. J. Nogales und A. J. Conejo, „ARIMA Models to Predict Next-Day Electricity Prices,“ *IEEE Transactions on Power Systems*, Bd. 18, Nr. 3, 2003.
- [97] R. Espinola, J. Contreras, F. J. Nogales und A. J. Conejo, „Day-Ahead electricity price forecasting based on time series models: a comparison,“ in *Powers Systems Computation Conference (PSCC)*, Sevilla, Spanien, 2002.
- [98] A. Cartea und M. G. Figueroa, *Pricing in Electricity Markets: a mean reverting jump diffusion model with seasonality*, Birkbeck College, University of London, 2005.
- [99] R. C. Garcia, J. Contreras, M. v. Akkeren und J. B. C. Garcia, „A GARCH Forecasting Model to Predict Day-Ahead Electricity Prices,“ *IEEE Transactions on Power Systems*, Bd. 20, Nr. 2, pp. 867-874, 2006.
- [100] TransnetBW GmbH, *Interne Informationen zu Netzverlusten*, Stuttgart: TransnetBW GmbH, 2011.
- [101] R. F. Engle, „Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation,“ *Econometrica*, Bd. 50, Nr. 4, pp. 987-1008, 1982.
- [102] V. Blobel und E. Lohrmann, *Statistische und numerische Methoden der Datenanalyse*, Stuttgart: B. G. Teubner, 1998.

-
- [103] B. d. E.- u. W. e. BDEW, „Redispatch in Deutschland - Auswertung der Transparenzdaten,“ www.bdew.de, Berlin, 2016.
- [104] TransnetBW, „www.transnetbw.de,“ [Online]. Available: www.transnetbw.de. [Zugriff am 26 06 2015].
- [105] S. P. Lloyd, „Least Squares Quantization in PCM,“ *IEEE Transactions on Information Theory*, Bd. 28, Nr. 2, 1982.
- [106] D. Arthur und S. Vassilvitskii, „K-means++: The Advantages of Careful Seeding,“ in *SODA '07: Proceedings of the Eighteenth Annual ACM-SIAM Symposium on Discrete Algorithms*, New Orleans, USA, 2007.
- [107] D. J. Bora und A. K. Gupta, „Effect of Different Distance Measures on the Performance of K-Means Algorithm: An Experimental Study in Matlab,“ *International Journal of Computer Science and Information Technologies*, Bd. 5, Nr. 2, 2014.
- [108] L. Kaufman und P. J. Rousseeuw, *Finding Groups in Data - An Introduction to Cluster Analysis*, Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, 2005.
- [109] European Power Exchange (EPEX SPOT SE). [Online]. Available: www.epexspot.com.de. [Zugriff am 08 02 2018].
- [110] TransnetBW GmbH, „Bilanzkreisabrechnung,“ 2018. [Online]. Available: <https://www.transnetbw.de/de/strommarkt/bilanzkreismanagement/bilanzkreisabrechnung>. [Zugriff am 09 04 2018].
- [111] 50Hertz GmbH, „Archiv-Netzverluste,“ [Online]. Available: <http://www.50hertz.com/de/Maerkte/Archiv/Archiv-Netzverluste>. [Zugriff am 18 03 2018].
- [112] M. Wolf, *Die Grundlagen der Mathematik der Belastungskurven und der Netzverluste*, Dissertation, Darmstadt: Vervielfältigungsanstalt M. Hunold, 1930.
- [113] A. Voß, *Perspektiven der Entwicklung der Energiemärkte - Wege zu einer nachhaltigen und klimaverträglichen Energieversorgung*, Stuttgart, 2010.
- [114] CASC, „www.casc.eu/en/News--Events/News/CWE-Flow-Based-Market-Coupling,“ CASC.EU, 24. April 2015. [Online]. Available: www.casc.eu/en/News--Events/News/CWE-Flow-Based-Market-Coupling. [Zugriff am 26 06 2015].
- [115] Bundesgesetzblatt, *Gesetz gegen Wettbewerbsbeschränkungen (GWB)*, Berlin: Bundesgesetzblatt, 1998.
- [116] D. J. Kroneberg, „Institut für Energierecht an der Universität zu Köln, Vorlesung Energierecht,“ 2015/2016. [Online]. Available: <http://www.energierecht.uni-koeln.de>. [Zugriff am 15. März 2017].

- [117] K.-S. Ro, „An Approach to Allocate Real Power Losses of Transmission Lines to Individual Loads,“ *The Transactions of the Korean Institute of Electrical Engineers A*, pp. 13-18, 2000.
- [118] A. Schulten, Rollenverständnis und Vergütung des deutschen Aufsichtsrats - Eine empirische Analyse, Dissertation Universität Mannheim: Springer Gabler, 2012.
- [119] ENTSO-E, „ENTSO-E Transparency Platform,“ European Network of Transmission System Operators for Electricity, 2017. [Online]. Available: <https://transparency.entsoe.eu/homepageLogin>. [Zugriff am 05 11 2017].
- [120] European Energy Exchange (EEX). [Online]. Available: www.eex.com/de. [Zugriff am 08 02 2017].
- [121] Consentec GmbH, „Beschreibung von Regelleistungskonzepten und Regelleistungsmarkt,“ Consentec, Aachen, 2014.
- [122] TransnetBW GmbH, Tennet TSO GmbH, Amprion GmbH und 50Hertz Transmission GmbH, *Modell zur Berechnung des regelzonenübergreifenden einheitlichen Bilanzausgleichsenergiepreises (reBAP) unter Beachtung des Beschlusses BK6-12-024 der Bundesnetzagentur vom 25.10.2012*, www.regelleistung.net, 2016.
- [123] European Power Exchange SE (EPEX SPOT). [Online]. Available: www.epexspot.com/de. [Zugriff am 08 02 2017].
- [124] T. GmbH, T. T. GmbH, A. GmbH und 5. T. GmbH, „Netzentwicklungsplan Strom,“ 2017. [Online]. Available: <https://www.netzentwicklungsplan.de/de>. [Zugriff am 22 04 2018].
- [125] M. Wiedenbeck und C. Züll, „Klassifikation mit Clusteranalyse: Grundlegende Techniken hierarchisch und K-means-Verfahren,“ Zentrum für Umfragen, Methoden und Analysen, Mannheim, 2001.
- [126] P. S. Bradley und U. M. Fayyad, „Refining Initial Points for K-Means Clustering,“ in *Proceedings of the 15th International Conference on Machine Learning*, San Francisco, 1998.
- [127] T. Kanungo, D. M. Moint, N. S. Netanyahu, C. D. Piatko und A. Y. Wu, „An Efficient k-Means Clustering Algorithm: Analysis and Implementation,“ *IEEE Transactions on Patter Analysis and Machine Intelligence*, Bd. 24, Nr. 7, 2002.
- [128] TransnetBW GmbH, Tennet TSO GmbH, Amprion GmbH und 50Hertz Transmission GmbH, „regelleistung.net - Methodik der reBAP-Ermittlung,“ [Online]. Available: <https://www.regelleistung.net/ext/static/rebap>. [Zugriff am 09. Oktober 2016].

Forschungsberichte des Instituts für Energiewirtschaft und Rationelle Energieanwendung

- Band 138 S. Bothor
Prognose von Netzverlusten
August 2019, 152 Seiten
- Band 137 C. Schieberle
Development of a stochastic optimization approach to determine cost-efficient environmental protection strategies: Case study of policies for the future European passenger transport sector with a focus on rail-bound and on-road activities
Mai 2019, 218 Seiten
- Band 136 J. Welsch
Modellierung von Energiespeichern und Power-to-X im deutschen und europäischen Energiesystem
Dezember 2018, 158 Seiten
- Band 135 M. Stenull
Stand und Entwicklungspotenziale der landwirtschaftlichen Biogasnutzung in Baden-Württemberg – ein regionalspezifischer Vergleich
Juni 2017, 171 Seiten
- Band 134 J. Brunke
Energieeinsparpotenziale von energieintensiven Produktionsprozessen in Deutschland: Eine Analyse mit Hilfe von Energieeinsparkostenkurven
August 2017, 353 Seiten
- Band 133 S. Wolf
Integration von Wärmepumpen in industrielle Produktionssysteme – Potenziale und Instrumente zur Potenzialerschließung
Juli 2017, 177 Seiten
- Band 132 S. Marathe
Recognising the Change in Land Use Patterns and its Impacts on Energy Demand and Emissions in Gauteng, South Africa
April 2017, 202 Seiten
- Band 131 T. Haasz
Entwicklung von Methoden zur Abbildung von Demand Side Management in einem optimierenden Energiesystemmodell – Fallbeispiele für Deutschland in den Sektoren Industrie, Gewerbe, Handel, Dienstleistungen und Haushalte
April 2017, 177 Seiten

- Band 130 M. Steurer
Analyse von Demand Side Integration im Hinblick auf eine effiziente und umweltfreundliche Energieversorgung
April 2017, 230 Seiten
- Band 129 S. Bubeck
Potenziale elektrischer Energieanwendungstechniken zur rationellen Energieanwendung
Januar 2017, 255 Seiten
- Band 128 R. Beestermöller
Die Energienachfrage privater Haushalte und ihre Bedeutung für den Klimaschutz – Volkswirtschaftliche Analysen zur deutschen und europäischen Klimapolitik mit einem technologiefundierten Allgemeinen Gleichgewichtsmodell
Januar 2017, 211 Seiten
- Band 127 M. Ohl
Analyse der Einsatzpotenziale von Wärmeerzeugungstechniken in industriellen Anwendungen
August 2016, 202 Seiten
- Band 126 W. Genius
Grüne Bilanzierung - Internalisierung von Umwelt- und Gesundheitsschäden im Rahmen der Input-Output-Rechnung
April 2016, 243 Seiten
- Band 125 E. Heyden
Kostenoptimale Abwärmerückgewinnung durch integriert-iteratives Systemdesign (KOARiiS) - Ein Verfahren zur energetisch-ökonomischen Bewertung industrieller Abwärmepotenziale
2016, 121 Seiten
- Band 124 K. Ohlau
Strategien zur wirksamen Minderung von Fluglärm in Deutschland - Minderungsmaßnahmen und langfristige Perspektiven
2015, 192 Seiten
- Band 123 T. Telsnig
Standortabhängige Analyse und Bewertung solarthermischer Kraftwerke am Beispiel Südafrikas
September 2015, 285 Seiten
- Band 122 M. Henßler
Ganzheitliche Analyse thermochemischer Verfahren bei der Nutzung fester Biomasse zur Kraftstoffproduktion in Deutschland
April 2015, 243 Seiten

- Band 121 B. Fais
Modelling policy instruments in energy system models - the example of renewable electricity generation in Germany
Januar 2015, 194 Seiten
- Band 120 M. Blesl
Kraft-Wärme-Kopplung im Wärmemarkt Deutschlands und Europas – eine Energiesystem- und Technikanalyse
August 2014, 204 Seiten
- Band 119 S. Kempe
Räumlich detaillierte Potenzialanalyse der Fernwärmeversorgung in Deutschland mit einem hoch aufgelösten Energiesystemmodell
Juli 2014, 204 Seiten
- Band 118 B. Thiruchittampalam
Entwicklung und Anwendung von Methoden und Modellen zur Berechnung von räumlich und zeitlich hochaufgelösten Emissionen in Europa
April 2014, 238 Seiten
- Band 117 T. Kober
Energiewirtschaftliche Anforderungen an neue fossil befeuerte Kraftwerke mit CO₂-Abscheidung im liberalisierten europäischen Elektrizitätsmarkt
März 2014, 158 Seiten
- Band 116 S. Wissel
Ganzheitlich-integrierte Betrachtung der Kernenergie im Hinblick auf eine nachhaltige Energieversorgung
Februar 2014, 230 Seiten
- Band 115 R. Kuder
Energieeffizienz in der Industrie – Modellgestützte Analyse des effizienten Energieeinsatzes in der EU-27 mit Fokus auf den Industriesektor
Februar 2014, 286 Seiten
- Band 114 J. Tomaschek
Long-term optimization of the transport sector to address greenhouse gas reduction targets under rapid growth – Application of an energy system model for Gauteng province, South Africa
Dezember 2013, 263 Seiten
- Band 113 B. Rühle
Kosten regionaler Energie- und Klimapolitik - Szenarioanalysen mit einem Energiesystemmodell auf Bundesländerebene
November 2013, 196 Seiten

- Band 112 N. Sun
Modellgestützte Untersuchung des Elektrizitätsmarktes - Kraftwerkseinsatzplanung und -investitionen
August 2013, 173 Seiten
- Band 111 J. Lambauer
Auswirkungen von Basisinnovationen auf die Energiewirtschaft und die Energienachfrage in Deutschland - Am Beispiel der Nano und Biotechnologie
März 2013, 303 Seiten
- Band 110 R. Barth
Ökonomische und technisch-betriebliche Auswirkungen verteilter Elektrizitätserzeugung in Verteilungsnetzen - eine modellgestützte Analyse am Beispiel eines Mittelspannungsnetzes
März 2013, 234 Seiten
- Band 109 D. Bruchof
Energiewirtschaftliche Verkehrsstrategie - Möglichkeiten und Grenzen alternativer Kraftstoffe und Antriebe in Deutschland und der EU-27
März 2012, 226 Seiten
- Band 108 E. D. Özdemir
The Future Role of Alternative Powertrains and Fuels in the German Transport Sector - A model based scenario analysis with respect to technical, economic and environmental aspects with a focus on road transport
Januar 2012, 194 Seiten
- Band 107 U. Kugler
Straßenverkehrsemissionen in Europa - Emissionsberechnung und Bewertung von Minderungsmaßnahmen
Januar 2012, 236 Seiten
- Band 106 M. Blesl, D. Bruchof, U. Fahl, T. Kober, R. Kuder, B. Götz, A. Voß
Integrierte Szenarioanalysen zu Energie- und Klimaschutzstrategien in Deutschland in einem Post-Kyoto-Regime
Februar 2011, 200 Seiten
- Band 105 O. Mayer-Spohn
Parametrised Life Cycle Assessment of Electricity Generation in Hard-Coal-Fuelled Power Plants with Carbon Capture and Storage
Dezember 2009, 210 Seiten
- Band 104 A. König
Ganzheitliche Analyse und Bewertung konkurrierender energetischer Nutzungspfade für Biomasse im Energiesystem Deutschland bis zum Jahr 2030
Juli 2009, 194 Seiten

- Band 103 C. Kruck
Integration einer Stromerzeugung aus Windenergie und Speichersystemen unter besonderer Berücksichtigung von Druckluft-Speicherkraftwerken
Mai 2008, 162 Seiten
- Band 102 U. Fahl, B. Rühle, M. Blesl, I. Ellersdorfer, L. Eltrop, D.-C. Harlinghausen, R. Küster, T. Rehrl, U. Remme, A. Voß
Energieprognose Bayern 2030
Oktober 2007, 296 Seiten
- Band 101 U. Remme, M. Blesl, U. Fahl
Global resources and energy trade: An overview for coal, natural gas, oil and uranium
Juli 2007, 108 Seiten
- Band 100 S. Eckardt
Energie- und Umweltmanagement in Hotels und Gaststätten: Entwicklung eines Softwaretools zur systematischen Prozessanalyse und Management-unterstützung
Mai 2007, 152 Seiten
- Band 99 U. Remme
Zukünftige Rolle erneuerbarer Energien in Deutschland: Sensitivitätsanalysen mit einem linearen Optimierungsmodell
August 2006, 336 Seiten
- Band 98 L. Eltrop, J. Moerschner, M. Härdtlein, A. König
Bilanz und Perspektiven der Holzenergienutzung in Baden-Württemberg
Mai 2006, 102 Seiten
- Band 97 B. Frey
Modellierung systemübergreifender Energie- und Kohlenstoffbilanzen in Entwicklungsländern
Mai 2006, 148 Seiten
- Band 96 K. Sander
Potenziale und Perspektiven stationärer Brennstoffzellen
Juni 2004, 256 Seiten
- Band 95 M. A. dos Santos Bernardes
Technische, ökonomische und ökologische Analyse von Aufwindkraftwerken
März 2004, 228 Seiten
- Band 94 J. Bagemihl
Optimierung eines Portfolios mit hydro-thermischem Kraftwerkspark im börslichen Strom- und Gasterminmarkt
Februar 2003, 138 Seiten

- Band 93 A. Stuible
Ein Verfahren zur graphentheoretischen Dekomposition und algebraischen Reduktion von komplexen Energiesystemmodellen
November 2002, 156 Seiten
- Band 92 M. Blesl
Räumlich hoch aufgelöste Modellierung leitungsgebundener Energieversorgungssysteme zur Deckung des Niedertemperaturwärmebedarfs
August 2002, 282 Seiten
- Band 91 S. Briem, M. Blesl, M. A. dos Santos Bernardes, U. Fahl, W. Krewitt, M. Nill, S. Rath-Nagel, A. Voß
Grundlagen zur Beurteilung der Nachhaltigkeit von Energiesystemen in Baden-Württemberg
August 2002, 138 Seiten
- Band 90 B. Frey, M. Neubauer
Energy Supply for Three Cities in Southern Africa
Juli 2002, 96 Seiten
- Band 89 A. Heinz, R. Hartmann, G. Hitzler, G. Baumbach
Wissenschaftliche Begleitung der Betriebsphase der mit Rapsölmethylester befeuerten Energieversorgungsanlage des Deutschen Bundestages in Berlin
Juli 2002, 212 Seiten
- Band 88 M. Sawillion
Aufbereitung der Energiebedarfsdaten und Einsatzanalysen zur Auslegung von Blockheizkraftwerken
Juli 2002, 136 Seiten
- Band 87 T. Marheineke
Lebenszyklusanalyse fossiler, nuklearer und regenerativer Stromerzeugungstechniken
Juli 2002, 222 Seiten
- Band 86 B. Leven, C. Hoeck, C. Schaefer, C. Weber, A. Voß
Innovationen und Energiebedarf - Analyse ausgewählter Technologien und Branchen mit dem Schwerpunkt Stromnachfrage
Juni 2002, 224 Seiten
- Band 85 E. Laege
Entwicklung des Energiesektors im Spannungsfeld von Klimaschutz und Ökonomie - Eine modellgestützte Systemanalyse
Januar 2002, 254 Seiten

- Band 84 S. Molt
Entwicklung eines Instrumentes zur Lösung großer energiesystem-analytischer Optimierungsprobleme durch Dekomposition und verteilte Berechnung
Oktober 2001, 166 Seiten
- Band 83 D. Hartmann
Ganzheitliche Bilanzierung der Stromerzeugung aus regenerativen Energien
September 2001, 228 Seiten
- Band 82 G. Kühner
Ein kosteneffizientes Verfahren für die entscheidungsunterstützende Umweltanalyse von Betrieben
September 2001, 210 Seiten
- Band 81 I. Ellersdorfer, H. Specht, U. Fahl, A. Voß
Wettbewerb und Energieversorgungsstrukturen der Zukunft
August 2001, 172 Seiten
- Band 80 B. Leven, J. Neubarth, C. Weber
Ökonomische und ökologische Bewertung der elektrischen Wärmepumpe im Vergleich zu anderen Heizungssystemen
Mai 2001, 166 Seiten
- Band 79 R. Krüger, U. Fahl, J. Bagemihl, D. Herrmann
Perspektiven von Wasserstoff als Kraftstoff im öffentlichen Straßenpersonenverkehr von Ballungsgebieten und von Baden-Württemberg
April 2001, 142 Seiten
- Band 78 A. Freibauer, M. Kaltschmitt (eds.)
Biogenic Greenhouse Gas Emissions from Agriculture in Europe
Februar 2001, 248 Seiten
- Band 77 W. Rüdfler
Integrierte Ressourcenplanung für Baden-Württemberg
Januar 2001, 284 Seiten
- Band 76 S. Rivas
Ein agro-ökologisches regionalisiertes Modell zur Analyse des Brennholzversorgungssystems in Entwicklungsländern
Januar 2001, 200 Seiten
- Band 75 M. Härdtlein
Ansatz zur Operationalisierung ökologischer Aspekte von "Nachhaltigkeit" am Beispiel der Produktion und Nutzung von Triticale (*×Triticosecale* Wittmack)-Ganzpflanzen unter besonderer Berücksichtigung der luftgetragenen N-Freisetzungen
September 2000, 168 Seiten

- Band 74 T. Marheineke, W. Krewitt, J. Neubarth, R. Friedrich, A. Voß
Ganzheitliche Bilanzierung der Energie- und Stoffströme von Energie- versorgungstechniken
August 2000, 118 Seiten
- Band 73 J. Sontow
**Energiewirtschaftliche Analyse einer großtechnischen Windstrom-
erzeugung**
Juli 2000, 242 Seiten
- Band 72 H. Hermes
**Analysen zur Umsetzung rationeller Energieanwendung in kleinen und
mittleren Unternehmen des Kleinverbrauchersektors**
Juli 2000, 188 Seiten
- Band 71 C. Schaefer, C. Weber, H. Voss-Uhlenbrock, A. Schuler, F. Oosterhuis, E.
Nieuwlaar, R. Angioletti, E. Kjellsson, S. Leth-Petersen, M. Togeby, J.
Munksgaard
**Effective Policy Instruments for Energy Efficiency in Residential Space
Heating - an International Empirical Analysis (EPISODE)**
Juni 2000, 146 Seiten
- Band 70 U. Fahl, J. Baur, I. Ellersdorfer, D. Herrmann, C. Hoeck, U. Remme, H.
Specht, T. Steidle, A. Stuible, A. Voß
Energieverbrauchsprognose für Bayern
Mai 2000, 240 Seiten
- Band 69 J. Baur
**Verfahren zur Bestimmung optimaler Versorgungsstrukturen für die
Elektrifizierung ländlicher Gebiete in Entwicklungsländern**
Mai 2000, 154 Seiten
- Band 68 G. Weinrebe
**Technische, ökologische und ökonomische Analyse von
solarthermischen Turmkraftwerken**
April 2000, 212 Seiten
- Band 67 C.-O. Wene, A. Voß, T. Fried (eds.)
**Experience Curves for Policy Making - The Case of Energy
Technologies**
April 2000, 282 Seiten
- Band 66 A. Schuler
**Entwicklung eines Modells zur Analyse des Endenergieeinsatzes in
Baden-Württemberg**
März 2000, 236 Seiten

- Band 65 A. Schäfer
Reduction of CO₂-Emissions in the Global Transportation Sector
März 2000, 290 Seiten
- Band 64 A. Freibauer, M. Kaltschmitt (eds.)
Biogenic Emissions of Greenhouse Gases Caused by Arable and Animal Agriculture - Processes, Inventories, Mitigation
März 2000, 148 Seiten
- Band 63 A. Heinz, R. Stülpnagel, M. Kaltschmitt, K. Scheffer, D. Jezierska
Feucht- und Trockengutlinien zur Energiegewinnung aus biogenen Festbrennstoffen. Vergleich anhand von Energie- und Emissionsbilanzen sowie anhand der Kosten
Dezember 1999, 308 Seiten
- Band 62 U. Fahl, M. Blesl, D. Herrmann, C. Kemfert, U. Remme, H. Specht, A. Voß
Bedeutung der Kernenergie für die Energiewirtschaft in Baden-Württemberg - Auswirkungen eines Kernenergieausstiegs
November 1999, 146 Seiten
- Band 61 A. Greßmann, M. Sawillion, W. Krewitt, R. Friedrich
Vergleich der externen Effekte von KWK-Anlagen mit Anlagen zur getrennten Erzeugung von Strom und Wärme
September 1999, 138 Seiten
- Band 60 R. Lux
Auswirkungen fluktuierender Einspeisung auf die Stromerzeugung konventioneller Kraftwerkssysteme
September 1999, 162 Seiten
- Band 59 M. Kayser
Energetische Nutzung hydrothermalen Erdwärmevorkommen in Deutschland - Eine energiewirtschaftliche Analyse -
Juli 1999, 184 Seiten
- Band 58 C. John
Emissionen von Luftverunreinigungen aus dem Straßenverkehr in hoher räumlicher und zeitlicher Auflösung - Untersuchung von Emissionsszenarien am Beispiel Baden-Württembergs
Juni 1999, 214 Seiten
- Band 57 T. Stelzer
Biokraftstoffe im Vergleich zu konventionellen Kraftstoffen - Lebensweganalysen von Umweltwirkungen
Mai 1999, 212 Seiten

- Band 56 R. Lux, J. Sontow, A. Voß
**Systemtechnische Analyse der Auswirkungen einer windtechnischen Strom-
erzeugung auf den konventionellen Kraftwerkspark**
Mai 1999, 322 Seiten
- Band 55 B. Biffar
Messung und Synthese von Wärmelastgängen in der Energieanalyse
Mai 1999, 236 Seiten
- Band 54 E. Fleißner
**Statistische Methoden der Energiebedarfsanalyse im Kleinverbraucher-
sektor**
Januar 1999, 306 Seiten
- Band 53 A. Freibauer, M. Kaltschmitt (Hrsg.)
**Approaches to Greenhouse Gas Inventories of Biogenic Sources in
Agriculture**
Januar 1999, 252 Seiten
- Band 52 J. Haug, B. Gebhardt, C. Weber, M. van Wees, U. Fahl, J. Adnot, L. Cauret,
A. Pierru, F. Lantz, J.-W. Bode, J. Vis, A. van Wijk, D. Staniaszek, Z.
Zavody
**Evaluation and Comparison of Utility's and Governmental DSM-
Programmes for the Promotion of Condensing Boilers**
Oktober 1998, 156 Seiten
- Band 51 M. Blesl, A. Schweiker, C. Schlenzig
**Erweiterung der Analysemöglichkeiten von *NetWork* - Der
Netzwerkeditor**
September 1998, 112 Seiten
- Band 50 S. Becher
**Biogene Festbrennstoffe als Substitut für fossile Brennstoffe - Energie-
und Emissionsbilanzen**
Juli 1998, 200 Seiten
- Band 49 P. Schaumann, M. Blesl, C. Böhringer, U. Fahl, R. Kühner, E. Läge, S. Molt,
C. Schlenzig, A. Stuble, A. Voß
**Einbindung des ECOLOG-Modells '*E³Net*' und Integration neuer
methodischer Ansätze in das IKARUS-Instrumentarium (*ECOLOG II*)**
Juli 1998, 110 Seiten
- Band 48 G. Poltermann, S. Berret
ISO 1400ff und Öko-Audit - Methodik und Umsetzung
März 1998, 184 Seiten
- Band 47 C. Schlenzig
**PlaNet: Ein entscheidungsunterstützendes System für die Energie- und
Umweltplanung**
Januar 1998, 230 Seiten

- Band 46 R. Friedrich, P. Bickel, W. Krewitt (Hrsg.)
External Cost of Transport
April 1998, 144 Seiten
- Band 45 H.-D. Hermes, E. Thöne, A. Voß, H. Desprez, G. Weimann, G. Kamelander,
C. Ureta
**Tools for the Dissemination and Realization of Rational Use of Energy in
Small and Medium Enterprises**
Januar 1998, 352 Seiten
- Band 44 C. Weber, A. Schuler, B. Gebhardt, H.-D. Hermes, U. Fahl, A. Voß
**Grundlagenuntersuchungen zum Energiebedarf und seinen
Bestimmungsfaktoren**
Dezember 1997, 186 Seiten
- Band 43 J. Albiger
**Integrierte Ressourcenplanung in der Energiewirtschaft mit Ansätzen
aus der Kraftwerkseinsatzplanung**
November 1997, 168 Seiten
- Band 42 P. Berner
**Maßnahmen zur Minderung der Emissionen flüchtiger organischer
Verbindungen aus der Lackanwendung - Vergleich zwischen
Abluftreinigung und primären Maßnahmen am Beispiel Baden-
Württembergs**
November 1997, 238 Seiten
- Band 41 J. Haug, M. Sawillion, U. Fahl, A. Voß, R. Werner, K. Weiß, J. Rösch,
W. Wölfle
**Analysis of Impediments to the Rational Use of Energy in the Public
Sector and Implementation of Third Party Financing Strategies to
improve Energy Efficiency**
August 1997, 122 Seiten
- Band 40 U. Fahl, R. Krüger, E. Läge, W. Röffler, P. Schaumann, A. Voß
**Kostenvergleich verschiedener CO₂-Minderungsmaßnahmen in der
Bundesrepublik Deutschland**
August 1997, 156 Seiten
- Band 39 M. Sawillion, B. Biffar, K. Hufendiek, R. Lux, E. Thöne
**MOSAİK - Ein EDV-Instrument zur Energieberatung von Gewerbe und
mittelständischer Industrie**
Juli 1997, 172 Seiten
- Band 38 M. Kaltschmitt
**Systemtechnische und energiewirtschaftliche Analyse der Nutzung
erneuerbarer Energien in Deutschland**
April 1997, 108 Seiten

- Band 37 C. Böhringer, T. Rutherford, A. Pahlke, U. Fahl, A. Voß
Volkswirtschaftliche Effekte einer Umstrukturierung des deutschen Steuersystems unter besonderer Berücksichtigung von Umweltsteuern
März 1997, 82 Seiten
- Band 36 P. Schaumann
Klimaverträgliche Wege der Entwicklung der deutschen Strom- und Fernwärmeversorgung - Systemanalyse mit einem regionalisierten Energiemodell
Januar 1997, 282 Seiten
- Band 35 R. Kühner
Ein verallgemeinertes Schema zur Bildung mathematischer Modelle energiewirtschaftlicher Systeme
Dezember 1996, 262 Seiten
- Band 34 U. Fahl, P. Schaumann
Energie und Klima als Optimierungsproblem am Beispiel Niedersachsen
November 1996, 124 Seiten
- Band 33 W. Krewitt
Quantifizierung und Vergleich der Gesundheitsrisiken verschiedener Stromerzeugungssysteme
November 1996, 196 Seiten
- Band 32 C. Weber, B. Gebhardt, A. Schuler, T. Schulze, U. Fahl, A. Voß, A. Perrels, W. van Arkel, W. Pellekaan, M. O'Connor, E. Schenk, G. Ryan
Consumers' Lifestyles and Pollutant Emissions
September 1996, 118 Seiten
- Band 31 W. Rüffler, A. Schuler, U. Fahl, H.W. Balandynowicz, A. Voß
Szenariorechnungen für das Projekt *Klimaverträgliche Energieversorgung in Baden-Württemberg*
Juli 1996, 140 Seiten
- Band 30 C. Weber, B. Gebhardt, A. Schuler, U. Fahl, A. Voß
Energy Consumption and Air-Borne Emissions in a Consumer Perspective
September 1996, 264 Seiten
- Band 29 M. Hanselmann
Entwicklung eines Programmsystems zur Optimierung der Fahrweise von Kraft-Wärme-Kopplungsanlagen
August 1996, 138 Seiten
- Band 28 G. Schmid
Die technisch-ökonomische Bewertung von Emissionsminderungsstrategien mit Hilfe von Energiemodellen
August 1996, 184 Seiten

- Band 27 A. Obermeier, J. Seier, C. John, P. Berner, R. Friedrich
TRACT: Erstellung einer Emissionsdatenbasis für TRACT
August 1996, 172 Seiten
- Band 26 T. Hellwig
OMNIUM - Ein Verfahren zur Optimierung der Abwärmenutzung in Industriebetrieben
Mai 1998, 118 Seiten
- Band 25 R. Laing
CAREAIR - ein EDV-gestütztes Instrumentarium zur Untersuchung von Emissionsminderungsstrategien für Dritte-Welt-Länder dargestellt am Beispiel Nigerias
Februar 1996, 221 Seiten
- Band 24 P. Mayerhofer, W. Krewitt, A. Trukenmüller, A. Greßmann, P. Bickel, R. Friedrich
Externe Kosten der Energieversorgung
März 1996, Kurzfassung, 40 Seiten
- Band 23 M. Blesl, C. Schlenzig, T. Steidle, A. Voß
Entwicklung eines Energieinformationssystems
März 1996, 76 Seiten
- Band 22 M. Kaltschmitt, A. Voß
Integration einer Stromerzeugung aus Windkraft und Solarstrahlung in den konventionellen Kraftwerksverbund
Juni 1995, Kurzfassung, 51 Seiten
- Band 21 U. Fahl, E. Läge, W. Rüffler, P. Schaumann, C. Böhringer, R. Krüger, A. Voß
Emissionsminderung von energiebedingten klimarelevanten Spurengasen in der Bundesrepublik Deutschland und in Baden-Württemberg
September 1995, 454 Seiten
- Band 20 M. Fishedick
Erneuerbare Energien und Blockheizkraftwerke im Kraftwerksverbund -Technische Effekte, Kosten, Emissionen
Dezember 1995, 196 Seiten
- Band 19 A. Obermeier
Ermittlung und Analyse von Emissionen flüchtiger organischer Verbindungen in Baden-Württemberg
Mai 1995, 208 Seiten
- Band 18 N. Kalume
Strukturmodule - Ein methodischer Ansatz zur Analyse von Energiesystemen in Entwicklungsländern
Dezember 1994, 113 Seiten

- Band 17 Th. Müller
Ermittlung der SO₂- und NO_x-Emissionen aus stationären Feuerungsanlagen in Baden-Württemberg in hoher räumlicher und zeitlicher Auflösung
November 1994, 142 Seiten
- Band 16 A. Wiese
Simulation und Analyse einer Stromerzeugung aus erneuerbaren Energien in Deutschland
Juni 1994, 223 Seiten
- Band 15 M. Sawillion, T. Hellwig, B. Biffar, R. Schelle, E. Thöne
Optimierung der Energieversorgung eines Industrieunternehmens unter Umweltschutz- und Wirtschaftlichkeitsaspekten - Wertanalyse-Projekt
Januar 1994, 154 Seiten
- Band 14 M. Heymann, A. Trukenmüller, R. Friedrich
Development prospects for emission inventories and atmospheric transport and chemistry models
November 1993, 105 Seiten
- Band 13 R. Friedrich
Ansatz zur Ermittlung optimaler Strategien zur Minderung von Luftschadstoffemissionen aus Energieumwandlungsprozessen
Juli 1992, 292 Seiten
- Band 12 U. Fahl, M. Fishedick, M. Hanselmann, M. Kaltschmitt, A. Voß
Abschätzung der technischen und wirtschaftlichen Minderungspotentiale energiebedingter CO₂-Emissionen durch einen verstärkten Erdgaseinsatz in der Elektrizitätsversorgung Baden-Württembergs unter besonderer Berücksichtigung konkurrierender Nutzungsmöglichkeiten
August 1992, 471 Seiten
- Band 11 M. Kaltschmitt, A. Wiese
Potentiale und Kosten regenerativer Energieträger in Baden-Württemberg
April 1992, 320 Seiten
- Band 10 A. Reuter
Entwicklung und Anwendung eines mikrocomputergestützte Energieplanungsinstrumentariums für den Einsatz in Entwicklungsländern
November 1991, 170 Seiten
- Band 9 T. Kohler
Einsatzmöglichkeiten für Heizreaktoren im Energiesystem der Bundesrepublik Deutschland
Juli 1991, 162 Seiten

- Band 8 M. Mattis
**Kosten und Auswirkungen von Maßnahmen zur Minderung der SO₂-
und NO_x-Emissionen aus Feuerungsanlagen in Baden-Württemberg**
Juni 1991, 188 Seiten
- Band 7 M. Kaltschmitt
**Möglichkeiten und Grenzen einer Stromerzeugung aus Windkraft und
Solarstrahlung am Beispiel Baden-Württembergs**
Dezember 1990, 178 Seiten
- Band 6 G. Schmid, A. Voß, H.W. Balandynowicz, J. Cofala, Z. Parczewski
**Air Pollution Control Strategies - A Comparative Analysis for Poland
and the Federal Republic of Germany**
Juli 1990, 92 Seiten
- Band 5 Th. Müller, B. Boysen, U. Fahl, R. Friedrich, M. Kaltschmitt, R. Laing, A.
Voß, J. Giesecke, K. Jorde, C. Voigt
Regionale Energie- und Umweltanalyse für die Region Neckar-Alb
Juli 1990, 484 Seiten
- Band 4 Th. Müller, B. Boysen, U. Fahl, R. Friedrich, M. Kaltschmitt, R. Laing, A.
Voß, J. Giesecke, K. Jorde, C. Voigt
**Regionale Energie- und Umweltanalyse für die Region Hochrhein-
Bodensee**
Juni 1990, 498 Seiten
- Band 3 D. Kluck
**Einsatzoptimierung von Kraftwerkssystemen mit Kraft-Wärme-
Kopplung**
Mai 1990, 155 Seiten
- Band 2 M. Fleischhauer, R. Friedrich, S. Häring, A. Haugg, J. Müller, A. Reuter,
A. Voß, H.-G. Wyrstcil
**Grundlagen zur Abschätzung und Bewertung der von Kohlekraftwerken
ausgehenden Umweltbelastungen in Entwicklungsländern**
Mai 1990, 316 Seiten
- Band 1 U. Fahl
**KDS - Ein System zur Entscheidungsunterstützung in Energiewirtschaft
und Energiepolitik**
März 1990, 265 Seiten

Content

The German transmission and distribution system operators are obligated to procure electric energy to compensate grid losses in a market oriented, transparent and non-discriminating procedure. For this purpose, forecasts for grid losses in different time horizons are necessary. In addition to the very long-term estimation of expected grid losses in the subsequent year, the short-term Day-Ahead and Intraday forecasts are of even more importance.

In this thesis, an approach to forecast short-term grid losses aiming for operational implementation by system operators is developed. This approach has a high flexibility regarding its application to short time horizons, different network areas and different grid components. Based on extended econometrical models and an algorithm-based clustering of grid components, this approach gives high forecast quality with a robust forecasting process. Divers sensitivity examinations, focused on energy losses in transmission grids, demonstrate its suitability for system operations.

Prior to the development of the forecast model, a detailed description of the physical formation of grid losses and their determination is given. Since the forecast variables result from the sum of electrical energy losses of every single component, numerous different factors have an impact on the grid losses in a network area. According to a systematic analysis of how they affect the grid losses, these factors either have a direct or indirect impact. A major challenge related to the consideration of external influence factors into the forecasts of grid losses is the fact that interdependences among these may vary frequently and extremely. For this reason, the forecast approach developed in this thesis accounts for deterministic, autoregressive as well as stochastic characteristics of grid losses.

The extended application of the forecast models gives the evidence of constant forecast quality on the one side. On the other side, they contribute to ensure successful forecasts and hence significantly support the purchase of balancing energy for grid losses. Moreover, the developed approach is approved to be applicable to other network areas.