Parametrierung von *Q(P)*- und *Q(U)*-Kennlinien mittels zeitreihenbasierter optimaler Leistungsflussberechnungen

Manuel Schwenke¹, Rafael Steppan, Anna Pfendler, Jutta Hanson

Technische Universität Darmstadt, Fachbereich Elektrotechnik und Informationstechnik, Fachgebiet Elektrische Energieversorgung unter Einsatz Erneuerbarer Energien (E5), Landgraf-Georg-Straße 4, 64283 Darmstadt, Deutschland, Tel.: +4961511624671, E-Mail: manuel.schwenke@e5.tu-darmstadt.de, Web: www.e5.tu-darmstadt.de

<u>Kurzfassung:</u>

In dieser Veröffentlichung wird eine Methode zur Bestimmung lokaler Blindleistungsregelkennlinien für dezentrale Erzeugungsanlagen vorgestellt. Auf der Grundlage von 15-minütig aufgelösten Zeitreihen wird ein optimaler Blindleistungseinsatz bestimmt. Der optimale Blindleistungseinsatz $Q_{\text{DEZA},i}^t$ einer beliebigen Erzeugungsanlage *i* zum Zeitpunkt *t* minimiert eine multikriterielle Zielfunktion, so dass eine Reduzierung der Netzverluste und des Blindleistungsaustauschs ermöglicht wird, während zugleich die Spannungshaltung gewährleistet werden kann. Aus den sich ergebenden optimalen Betriebspunkten können Q(P)- und Q(U)-Kennlinien mittels Regression bestimmt werden. Diese werden den jeweiligen DEZA zugewiesen. Es wird außerdem gezeigt, dass sich ähnliche Kennlinien gruppieren lassen und sich somit die Komplexität des Problems reduziert. Schließlich wird der Betrieb eines ländlichen, erzeugungsgeprägten Mittelspannungsnetzes mit den ermittelten Kennlinien bewertet und mit dem Betrieb mit einfachen lokalen Blindleistungsregelungskennlinien verglichen.

Keywords: Aktive Verteilnetze, Optimierter Leistungsfluss, Lokale Blindleistungsregelung dezentraler Erzeugung, Spannungshaltung

1 Einführung

Durch die zunehmende Integration dezentraler Erzeugungsanlagen (DEZA) in die Verteilnetze (VN) ändert sich das Betriebsverhalten dieser Netze grundlegend. Verhielten sich die VN historisch weitestgehend passiv, spricht man heute vielmehr von aktiven Verteilnetzen (AVN) [1], da sich der Netzbetrieb durch aktiv steuerbare Betriebsmittel beeinflussen lässt. Die verteilt angeschlossene Erzeugungsleistung bringt neue Herausforderungen mit sich und die kritischsten Betriebspunkte treten oft nicht mehr im Starklastfall, sondern im Fall starker Einspeisung auf. Besonders kritisch ist dabei u. a. die Spannungshaltung bei hoher Rückspeisung in die überlagerten Netze. Eine einfache und kostengünstige Maßnahme zur Bewältigung von Spannungshaltungsproblemen ist die Anpassung der Blindleistungsregelung der DEZA. In der konventionellen Netzplanung ist das Blindleistungsverhalten der DEZA überwiegend linear von deren Wirkleistungseinspeisung abhängig. Der Zusammenhang wird durch den Verschiebungsfaktor $\cos(\varphi)$ beschrieben, der sich typischerweise zwischen 0,9 (ind.) und 0,9

¹ Jungautor

(kap.), meist jedoch zwischen 0,95 (ind.) und 0,95 (kap.) bewegt, wobei sich DEZA i.d.R. induktiv verhalten [1]. Der Grundgedanke bei diesem Vorgehen ist, dass sich eine Anlage umso induktiver verhält je mehr Wirkleistung sie einspeist und somit die Einhaltung der oberen Spannungsbandgrenze gewährleistet werden kann. Dies führt jedoch zu höheren Netz-verlusten, da zusätzliche Blindleistung zu den verteilten Anlagen über die Impedanzen der Leitungen und Transformatoren übertragen werden. Darüber hinaus muss die zusätzlich verbrauchte Blindleistung auch durch das überlagerte Netz, andere DEZA oder Kompensationsanlagen zur Verfügung gestellt werden, was i. Allg. wiederum mit zusätzlichen Kosten und Verlusten verbunden ist. Es stellt sich deshalb die Frage, ob eine optimierte Blindleistungsregelung die hier deutlich werdenden Zielkonflikte teilweise beheben kann.

Aus Sicht eines Verteilnetzbetreibers (VNB) birgt eine Optimierung der Blindleistungsregelung viele Vorteile: geringere maximale Spannungsbeträge bedeuten, dass sich der Netzausbau verschieben lässt, ein geringerer Austausch von Blindleistung mit dem überlagerten Netz ist vorteilhaft, da so weniger Ausgleichszahlungen für die vom überlagerten Netz bezogene Blindleistung gezahlt werden müssen und verminderte Netzverluste wirken sich im Rahmen der Anreizregulierung ebenfalls positiv auf die Erlösobergrenze und somit den Profit eines VNB aus. Es ist daher wünschenswert, die Blindleistungsregelung der DEZA so zu gestalten, dass die drei hier genannten konkurrierenden Ziele bestmöglich eingehalten werden.

1.1 Blindleistungsregelverfahren

Grundsätzlich unterscheidet man zwischen zentralen und lokalen Blindleistungsregelungen. In vielen Veröffentlichungen werden zentrale Regelungskonzepte untersucht [2]. Allerdings benötigt ein zentrales Blindleistungsregelverfahren eine entsprechende Kommunikations- und Messinfrastruktur und einen zentralen Rechner, der i. Allg. rechenintensive Berechnungen in kurzer Zeit bewerkstelligen muss. Solche Gegebenheiten sind jedoch i.d.R. in bestehenden VN nicht vorhanden. Eine lokale Blindleistungsregelung ist dagegen kommunikations- unabhängig, zuverlässig und kann schnell auf die am Netzanschlusspunkt (NAP) gemessenen Leistungs- oder Spannungsschwankungen reagieren.

In der Anwendungsregel VDE-AR-N 4110 [3] werden die in der Mittelspannung üblichen lokalen Blindleistungsregelverfahren aufgeführt. Neben der Möglichkeit einer linearen Abhängigkeit der Blindleistungsabgabe von der eingespeisten Wirkleistung durch einen konstanten Verschiebungsfaktor $\cos(\varphi)$ wird die Q(P)-Kennlinie, bei der die Blindleistungseinspeisung von der eingespeisten Wirkleistung der Anlage, sowie die Q(U)-Kennlinie, bei der die Blindleistungseinspeisung von der lokal am NAP gemessenen Spannung abhängt, genannt. Diese Kennlinien mit typischer Parametrierung sind in Abbildung 1 zu sehen. In a)



Abbildung 1: Lokale Blindleistungsregelkennlinien.

Ist der Zusammenhang zwischen q und p für $\cos(\varphi) = 1$, sowie für eine einfache Q(P)-Kennlinie mit 3 Stützpunkten und 2 Segmenten gezeigt. In b) sind zwei Q(U)-Regelkennlinien zu sehen. Davon ist eine zusätzlich mit einem Spannungstotband zwischen 1,00 p. u. und 1,03 p. u. ausgestattet. Dies ist so gewählt, da im später untersuchten Netz eine Stufenschalterregelung mit Stromkompoundierung verwendet wird. Diese Regelung regelt die MS-seitige Sollspannung je nach Wirkleistungsfluss auf einen Wert zwischen 1,00 p. u. (Einspeisesituation) und 1,03 p. u. (Starklastsituation). Durch das Spannungstotband wird verhindert, dass durch die Anlagen unerwünschte Wechselwirkungen mit der Stufenschalterregelung auftreten.

1.2 Zielsetzung und Aufbau

Diese Veröffentlichung befasst sich mit dem Problem der Ermittlung optimaler lokaler Blindleistungsregelkennlinien für DEZA in aktiven Verteilnetzen, so dass der Netzbetrieb hinsichtlich folgender Kriterien optimiert werden kann:

- Minimierung des Blindleistungsaustauschs mit dem überlagerten HS-Netz,
- Minimierung der Netzverluste durch möglichst lokalen Blindleistungsausgleich,
- Einhaltung des Spannungsbandes. Der Fokus liegt hier auf der oberen Spannungsbandgrenze. Diese kann durch die gemeinsame Betrachtung des Mittel- und Niederspannungsnetzes bestimmt werden: Für die Spannungsanhebung durch DEZA im NS-Netz werden nach VDE-AR-N 4105 3 % reserviert [4], zur Berücksichtigung von Ungenauigkeiten durch Spannungsasymmetrien, Messwerterfassungen des Netz- und Anlagenschutzes, sowie des Spannungsfalls am MS/NS-Transformator werden je nach Quelle zusätzliche Sicherheitsmargen eingeführt. Der Autor in [5] kommt so auf $u_{\max,MS} = 1,05$ p.u., während der Autor von [6] $u_{\max,MS} = 1,06$ p.u. vorsieht. In der vorliegenden Veröffentlichung wird $u_{\max,MS} = 1,055$ p.u. berücksichtigt.

In Abschnitt 2 wird die Methode zur Bestimmung des optimalen Blindleistungseinsatzes und der Ermittlung von Kennlinien durch Regression erläutert. In Abschnitt 3 wird die Methodik in einer Fallstudie auf ein ländliches Mittelspanungsnetz angewandt. Abschnitt 4 fasst die Erkenntnisse zusammen und gibt einen Ausblick auf weitere Forschung.

2 Methode

Zur Bestimmung der optimalen lokalen Blindleistungsregelkennlinien der DEZA wird im Folgenden ein dreistufiger Prozess beschrieben. Als Eingangsdaten wird ein Netzmodell mit Zeitreihenwerten für Erzeugung und Last benötigt. Das Netz wurde im vorliegenden Modell im Open-Source-Python-Paket Pandapower modelliert [7], eine Schnittstelle erlaubt aber auch eine in der Funktionsweise leicht eingeschränkte Modellierung und Optimierung in der kommerziellen Netzberechnungssoftware Powerfactory. Die Zeitreihendaten können entweder reale Messwerte oder Abschätzungen basierend auf für den Standort des Netzes typischen solaren Einstrahlungsdaten und Geschwindigkeitsverteilungen des Windes sein.

2.1 Schritt 1: Optimaler Blindleistungseinsatz (OQF)

Die Grundlage für die vorgestellte Methodik sind optimierte Leistungsflussberechnungen (engl.: Optimal Power Flow, kurz: OPF), durch die der Blindleistungseinsatz hinsichtlich der Spannungshaltung, des Blindleistungsaustauschs mit dem überlagerten Netz und der Verluste optimiert wird. Wirkleistungseinspeisungen der DEZA sind über die Eingangsdatensätze vorgegeben, Stellgrößen für die mathematische Optimierung sind daher ausschließlich die Blindleistungseinspeisungen der DEZA, weshalb die Optimierung im Folgenden als OQF bezeichnet wird. Um den Aufwand bei gleichzeitig hohem Optimierungspotenzial gering zu halten, wird die Blindleistungseinspeisung von DEZA sehr geringer installierter Leistung, also $S_{\text{DEZA}} < S_{\text{min}}$, nicht als Stellgröße betrachtet. Diese Anlagen werden generell von der Blindleistungsregelung ausgeschlossen, d.h. sie werden mit $\cos(\varphi) = 1$ betrieben.

2.1.1 Allgemeine Formulierung

Für die Anlagen $S_{\text{DEZA}} \ge S_{\text{min}}$ lässt sich nun für jeden Zeitschritt *t* ein multikriterielles Optimierungsproblem wie folgt formulieren:

$$\min_{q} \quad f_{o}^{t} = \gamma_{p} \sum_{\forall s \in \mathcal{S}} p_{\text{HS},s}^{t} + \gamma_{u} \sum_{\forall j \in \mathcal{B}} \left[\max(u_{j}^{t} - u_{\text{max}}, 0) + \max(u_{\min} - u_{j}^{t}, 0) \right] + \gamma_{q} \sum_{\forall s \in \mathcal{S}} \left| q_{\text{HS},s}^{t} \right| \quad (1)$$

u. d. N.
$$\underline{s}_{K,j}^{t} + \underline{s}_{L,j}^{t} - \underline{s}_{DEZA,j}^{t} = 0, \quad \forall j \in \mathcal{K}$$
 (2)
 $f_{\min,q}(p_{DEZA,i}^{t}) \leq q_{DEZA,i}^{t} \leq f_{\max,q}(p_{DEZA,i}^{t}), \quad \forall i \in \mathcal{G}$ (3)

$$\left|s_{f,l}^{t}\right| - s_{\max,l} \leq 0, \qquad \forall l \in \{\mathcal{L}, \mathcal{H}\}$$
(4)

$$\left|s_{t,l}^{t}\right| - s_{\max,l} \leq 0, \qquad \forall l \in \{\mathcal{L}, \mathcal{H}\}$$
(5)

In (2)-(5) bezeichnen die Skript-Buchstaben Mengen von Indizes, die jeweils Gruppen von Betriebsmitteln indizieren. (2) beschreibt die nicht-linearen Leistungsbilanzgleichungen, wobei $\underline{s}_{K,j}^{t}$ die aus dem Leistungsfluss resultierenden Knoteneinspeisungen, $\underline{s}_{DEZA,j}^{t}$ die DEZA-Einspeisungen und $\underline{s}_{L,j}^{t}$ die Last für alle Sammelschienen *j* in \mathcal{K} darstellt. In (3) werden die maximalen und minimalen Blindleistungseinspeisungen jeder DEZA *i* in *G* gemäß dem Betriebsdiagramm festgelegt. (4)-(5) beschränken die Auslastung aller Längselemente *l* in der Menge der Leitungen \mathcal{L} und Transformatoren \mathcal{H} (siehe [8]). Die Nebenbedingungen (NB), dass sich die Spannung an jeder Sammelschiene *j* zu jedem Zeitpunkt *t* möglichst innerhalb des Spannungsbandes befinden sollte, sowie dass die mit dem überlagerten Netz ausgetauschte Blindleistung $q_{HS,s}^{t}$ möglichst null sein sollte, finden sich hier als weiche Formulierungen in der in (1) dargestellten Zielfunktion wieder. Die Verletzung solch einer NB wirkt sich i. Allg. zwar negativ auf die Zielfunktion aus, ist allerdings zulässig und kann immer dann, wenn durch diese ein umso größerer Zugewinn in einer anderen NB erreicht werden kann, sinnvoll sein.

Der erste Summand der Zielfunktion stellt eine implizite Verlustminimierungsformulierung dar. Der Zielfunktion wird demnach kein expliziter Verlustterm hinzugefügt und minimiert, sondern es erfolgt eine Minimierung der jeweils zum Zeitpunkt *t* mit dem überlagerten Netz ausgetauschten Wirkleistung $p_{\rm HS}^t$. Die Gewichtung erfolgt über den Strafkostenfaktor $\gamma_{\rm p}$. Importierte Wirkleistung führt demnach zu Strafkosten, während exportierte Wirkleistung zu einer Minimierung des Zielfunktion führt. Da die von den DEZA eingespeiste Wirkleistung durch die Eingangsdaten festgelegt ist und hier auch nicht abgeregelt werden soll, entspricht diese Formulierung einer Minimierung der Verluste und ist gleichwertig zu einer expliziten Verlustformulierung. Im Gegensatz zu einer expliziten Formulierung, welche die Zielfunktion um einen nicht-linearen Term erweitert, von dem die Jacobi- und Hesse-Matrix berechnet werden müsste, ist die implizite Formulierung mit geringerem Rechenaufwand lösbar, weist ein wesentlich schnelleres Konvergenzverhalten auf und wird daher hier bevorzugt.

Der zweite Summand beaufschlagt die Zielfunktion mit Strafkosten, sobald die obere oder untere Spannungsbandgrenze zu einem Zeitpunkt *t* an einer Sammelschiene *j* über- bzw. unterschritten wird. Da sich ein Betrieb mit Spannungen innerhalb des Spannungsbandes nicht negativ auf die Zielfunktion auswirken soll, wird eine nicht-lineare Formulierung gewählt, so dass für alle Spannungen $u_j^t < u_{\max}$ die Strafkosten gleich 0 sind, jedoch für alle $u_j^t \ge u_{\max}$ die Zielfunktion mit $\gamma_u \cdot u_j^t$ beaufschlagt wird.

Das ist auch beim dritten Summanden in (1) der Fall, der die mit dem überlagerten Netz ausgetauschte Blindleistung $q_{HS,s}^t$ zum Zeitpunkt t am Umspannwerk s mit den Strafkosten $\gamma_q \cdot |q_{HS,s}^t|$ belegt. Da sowohl induktives Verhalten des VN, also Blindleistungsbezug vom überlagerten Netz, als auch kapazitives Verhalten des VN, also Blindleistungseinspeisung in das überlagerte Netz vermieden werden sollen, wird durch Betragsbildung ebenfalls ein nichtlinearer Term dem Problem hinzugefügt.

2.1.2 Formulierung des Problems mittels CCV-Methode

Um ein Problem wie (1) abbilden und die nicht-linearen Terme eliminieren zu können, wird die Problemstellung mittels der CCV-Methode (engl.: constrained cost variable method) umformuliert [8]. Die Funktionsweise der Methode kann anhand der Spannung u_j^t an einer beliebigen Sammelschiene *j* zum Zeitpunkt *t* und der Nebenbedingung der oberen Spannungsbandgrenze erklärt werden: Zunächst wird eine zu u_j^t gehörende Hilfsvariable $w_{\max,u,j}^t$ für die obere Spannungsbandgrenze eingeführt. Durch *n* Ungleichheitsbedingungen $w_{\max,u,j}^t \ge f_n(u_j^t)$ die linear von u_j^t abhängen, wird der Definitionsraum von $w_{\max,u,j}^t$ eingeschränkt. Anstelle der ursprünglichen Variablen u_j^t wird das Produkt $\gamma_u \cdot w_{\max,u,j}^t$ der Zielfunktion hinzugefügt. γ_u ist hierbei der Straffaktor und bestimmt die Steilheit des Segments $f_n(u_j^t)$. Die Minimierung von $w_{\max,u,j}^t$ führt also zu einer Minimierung von u_j^t , während die stückweise linearen Nebenbedingungen $f_n(u_j^t)$ ein konvexes Becken bilden und somit garantiert werden kann, dass ein optimaler, kostenminimaler Wert für u_j^t gefunden wird. Das Vorgehen wird in Abbildung 2 verdeutlicht. Das hier sehr simple, aus n = 2 Segmenten bestehende konvexe Becken wird durch die in rot und blau dargestellten linearen Funktionen $f_0(u_j^t)$ und $f_1(u_j^t)$ zusammengesetzt.



Abbildung 2: Aus zwei Segmenten bestehendes konvexes Becken für u_i^t .

Wendet man diese Methode auf die nicht-linearen Terme in (1) an und führt Hilfsvariablen, sowie die zugehörigen stückweise linearen Nebenbedingungen ein, lässt sich das in 2.1.1 eingeführte Problem wie folgt umformulieren:

$$\min_{q} \quad f_{o}^{t} = \gamma_{p} \sum_{\forall s \in \mathcal{S}} p_{\text{HS},s}^{t} + \gamma_{u} \sum_{\forall j \in \mathcal{B}} [w_{\max,u,j}^{t} + w_{\min,u,j}^{t}] + \gamma_{q} \sum_{\forall s \in \mathcal{S}} w_{q,s}^{t}$$
(6)
u, d, N. (2).(3).(4).(5)

 (_),(*),(*)			
$w_{\max,\mathrm{u},j}^t$	$\geq u_j^t - u_{\max}$,	$\forall j \in \mathcal{B}$	(7)
$w_{\max,\mathrm{u},j}^t$	≥ 0 ,	$\forall j \in \mathcal{B}$	(8)
$w_{\min,\mathrm{u},j}^t$	$\geq u_{\min} - u_j^t$,	$\forall j \in \mathcal{B}$	(9)
$w_{\min,\mathrm{u},j}^t$	≥ 0 ,	$\forall j \in \mathcal{B}$	(10)
$w_{\mathbf{q},s}^t$	$\geq 0 - q_{\mathrm{HS},s}^t$,	$\forall s \in \mathcal{S}$	(11)
$W_{\mathbf{q},S}^t$	$\geq q_{\mathrm{HS},s}^t - 0,$	$\forall s \in \mathcal{S}$	(12)

Die NB (2)-(5) sind äquivalent zum in 2.1.1 beschriebenen Problem und wurden bereits zuvor erläutert. Nebenbedingungen (7)-(10) bilden die konvexen Becken für die Spannungsbeträge für alle Sammelschienen *j* in \mathcal{B} . (11) und (12) bilden die konvexen Becken für die ausgetauschte Blindleistung an allen Umspannwerken *s* in \mathcal{S} . Die konstanten Faktoren γ_p , γ_u und γ_q sind die Strafkosten für die jeweiligen Optimierungsvariablen. Die Wahl dieser Faktoren beeinflusst die Gewichtung der einzelnen Optimierungskriterien. In den nachfolgenden Untersuchungen werden diese zunächst wie folgt gewählt:

Tabelle 1: Straffaktoren

Straffaktor	Wert	Bezogener Straffaktor	
$\gamma_{ m p}$	100	100/MW	
γ _u	10000	100/(0.01 p.u.)	
$\gamma_{\rm q}$	100	100/Mvar	

Die Einführung realer Kosten in € ist möglich. Während diese für den Blind- und Wirkleistungsaustausch einfach zu formulieren sind, ist eine Kostenbewertung Spannungsbeträge deutlich komplexer.

2.1.3 Lösung des Optimierungsproblems

Das in 2.1.2 formulierte Optimierungsproblem besitzt zwar eine lineare Zielfunktion, für die NB (2), (4) und (5) werden allerdings die vollständigen, nicht-linearen Leistungsflussgleichungen verwendet, weshalb das Problem i. Allg. nicht-linear bleibt. Für eine ausführliche Beschreibung der Modellierung wird auf [8] verwiesen. Zur Lösung des Problems ist ein geeignetes Verfahren zur Lösung nicht-linearer Optimierungsprobleme notwendig. Auf Grund der guten Konvergenzeigenschaften für Optimierungsprobleme mit dünn-besetzten Matrizen wird hier ein primal-duales Innere-Punkte-Verfahren verwendet. Eine grundlegende Implementierung des Verfahrens ist im Python-Paket Pandapower inkludiert und nennt sich PIPS [7], muss jedoch zunächst noch um Funktionen wie die Abbildung stückweise linearer Zielfunktionsterme erweitert werden. Die Ergebnisse der Optimierung liefern dann für jeden Zeitpunkt t

einen Betriebspunkt ($p_{\text{DEZA},i}^t$, $q_{\text{DEZA},i}^t$) bzw. ($u_{\text{DEZA},i}^t$, $q_{\text{DEZA},i}^t$) für jede DEZA *i*. Diese Betriebspunkte dienen als Eingangsdaten für die Regression in 2.2.

2.2 Schritt 2: Regression

Für jeden Zeitschritt *t* liefert Blindleistungsoptimierung Betriebspunkte, die in der P-Q- oder U-Q-Ebene aufgetragen werden können. Sind die Punkte nicht zufällig gestreut, kann eine stückweise lineare Beziehung zwischen den Variablen hergestellt und somit Stützpunkte zur Definition einer lokalen Blindleistungsregelkennlinie gewonnen werden.

2.2.1 *Q(P)*-Regelkennlinien

Im ersten Schritt werden die optimalen Stützpunkte von Q(P)-Kennlinien für jede DEZA mittels Regression bestimmt. Üblicherweise legen Netzbetreiber in ihren Netzanschlussbedingungen fest, wie viele Stützpunkte zur Definition einer Q(P)-Regelkennlinie maximal zulässig sind. In Deutschland ist in der Anwendungsregel VDE AR-4110 [3] beschrieben, dass bis zu $n_{St} = 10$ Stützpunkte verwendet werden können. Zwischen den Punkten wird der Verlauf linear interpoliert und somit eine stückweise lineare Kennlinie definiert. Für das hier verwendete Regressionsmodell wird die maximal zulässige Anzahl von Stützpunkten verwendet. Da die Wirkleistungswerte $p_{St,i,v}$ eines jeden Stützpunktes v für jede DEZA *i* festgelegt sind, lassen sich die aus der Optimierung ermittelten Betriebspunkte den $n_{\xi} = (n_{St} - 1)$ Segmenten zuweisen. Dabei wird ein Betriebspunkt genau dann einem Segment ξ , dass durch die Stützpunkte $p_{\min,\xi} = p_{St,i,v}$ und $p_{\max,\xi} = p_{St,i,(v+1)}$ begrenzt wird, zugewiesen, wenn die Wirkleistung $p_{DEZA,i}^{t}$ zwischen $p_{\min,\xi}$ und $p_{\max,\xi}$ liegt (für diesen Zeitpunkt gilt also $t \in \mathcal{T}_{\xi}$). Auf das erste Segment der stückweisen Regression wirken sich also z.B. alle Punkt aus für die gilt: $0 \le p_{DEZA,i}^{t} \le 0,1$. Eine Regression, die stückweise die Residuenquadratsumme minimiert, kann nun wie folgt definiert werden:

min $rss_{Q(P),i} = \sum_{\xi=0}^{n_{\xi}} \sum_{t \in \mathcal{T}_{\xi}} [m_{\xi} p_{\text{DEZA},i}^{t} + b_{\xi} - q_{\text{DEZA},i}^{t}]^{2}$ (1)

u. d. N.
$$m_{\xi} p_{\max,\xi} + b_{\xi} - m_{(\xi+1)} p_{\max,\xi} + b_{(\xi+1)} = 0,$$
 $\forall \xi \in \{0, \dots, n_{\xi}\}$ (2)

Die Optimierungsvariablen m_{ξ} und b_{ξ} sind die Steigung bzw. der Schnittpunkt mit der q-Achse eines Segments ξ . Die Lösung der nicht-linearen Regressionsprobleme erfolgt mit dem auf dem primal-dualen Innere-Punkte-Verfahren basierenden Lösungsalgorithmus Ipopt [9].

2.2.2 Q(U)-Regelkennlinien

Im nächsten Schritt werden die optimalen Parameter von Q(U)-Kennlinien für jede DEZA mittels Regression bestimmt. Das Problem hierbei ist, dass die Stützpunkte nicht wie bei der Q(P)-Regression festgelegt sind, sondern sich durch die Anpassung der Parameter Steigung, Totbandmittelpunkt und Totbandbreite im Laufe der Optimierung auf der Abszissenachse verschieben. Es existieren zwar Algorithmen für stückweise Regressionen mit unbekannten Achsenabschnitten [10], diese haben jedoch ein schlechtes Konvergenzverhalten, wenn mehr als 3 Segmente verwendet werden. Deshalb wird auf einen Best-Fit-Ansatz zurückgegriffen und so die Q(U)-Kennlinien mit der niedrigste Residuenquadratsumme ermittelt. Dies ist insbesondere auf Grund der Tatsache, dass der zulässige Parameterbereich von Steigung, Totbandmittelpunkt und Totbandbreite sehr beschränkt ist, eine gute Wahl und die Berechnung und Auswertung erfolgt in wenigen Sekunden. Nach VDE AR-4110 [3] ist eine Variation der Steigung *m* zwischen {5,5; ...; 16,5} zulässig und die Totbandbreite sollte 0,1 p. u. nicht überschreiten. Zusätzlich wird die minimale und maximale Spannung, für die die Kennlinie definiert ist, auf $u_{\min} = 0.96$ und $u_{\max} = 1.08$ p.u. festgelegt, da sich die Betriebsspannungen in diesem Bereich bewegen. Wie die Menge der Kennlinien, deren Residuenquadratsumme in Bezug auf die Betriebspunkte einer DEZA ermittelt werden sollen, bestimmt werden kann, wird in Tabelle 2 und Abbildung 3 deutlich.

Δu	0.005
$\Delta u_{\max,m}$ (bei $m = 16,5$)	0.02
$\Delta u_{\min,m}$ (bei $m = 5,5$)	0.06
$u_{0,\rho} = u_{\min}$	0.96
$u_{1,\rho}$	$\{u_{0,\rho}, u_{0,\rho} + \Delta u, \dots, u_{5,\rho} - 2\Delta u_{m,max}\}$
$u_{2,\rho}$	$\{u_{1,\rho} + \Delta u_{m,\max}, u_{1,\rho} + \Delta u, \dots, u_{1,\rho} + \Delta u_{\min,m}\}$
$u_{3,\rho}$	$\{u_{2,\rho}, u_{2,\rho} + \Delta u,, u_{5,\rho} - \Delta u_{m,max}\}$
$u_{4, ho}$	$\{u_{3,\rho} + (u_{2,\rho} - u_{1,\rho})\}$
$u_{5,\rho} = u_{\max}$	1.08

Tabelle 2: Iterativer Prozess zur Bestimmung der Menge von Q(U)-Kennlinien.

Die eine Q(U)-Kennlinie mit dem Index ρ definierenden Stützpunkte sind mit $u_{0,\rho}$ bis $u_{5,\rho}$ bezeichnet. Steigung und Totbandbreite werden dabei in einem iterativen Prozess mit einer Schrittweite von $\Delta u = 0.005$ p.u. variiert. Da nicht alle Parameterkombination von *m* und des Totbandes sinnvoll sind und zu einer Definition einer Kennlinie im Definitionsbereich zwischen u_{\min} und u_{\max} führen, ist die Anzahl an Kennlinien begrenzt und beträgt hier $n_{\rho} = 604$.



Abbildung 3: Q(U)-Best-Fit, Bereich begrenzt durch blaue und grüne Kennlinie, mögliche Parameterkombinationen durch grau-gestrichelte Kennlinien angedeutet (nicht alle Kombinationen sind gezeigt).

Analog zum Vorgehen bei der Q(P)-Regression werden die Betriebspunkte dann in Gruppen $\mathcal{T}_{\xi}(\rho)$ eingeteilt und die Residuenquadratsumme segmentweise berechnet:

$$rss_{Q(U),\rho} = \sum_{\xi=0}^{n_{\xi}} \sum_{t \in \mathcal{I}_{\xi}} [m_{\xi,\rho} p_{\text{DEZA},i}^{t} + b_{\xi,\rho} - q_{\text{DEZA},i}^{t}]^{2}$$
(3)

Die Steigungen $m_{\xi,\rho}$ und Ordinatenachsenabschnitte $b_{\xi,\rho}$ lassen sich aus den in Tabelle 2 gefundenen Stützpunkten berechnen.

2.3 Schritt 3: Zuweisung und Gruppierung der Blindleistungsregelkennlinien

In Abschnitt 2.2 wurde für jede Erzeugungsanlage eine optimale Q(U)- und eine Q(P)-Kennlinie bestimmt. Im nächsten Schritt ist zu entscheiden mit welchen der beiden Blindleistungsregelkennlinien eine DEZA am besten betrieben werden sollte. Dies geschieht anhand eines zweistufigen Entscheidungsprozesses. Zunächst wird jeder DEZA jene Regelkennlinie zugewiesen, deren Residuenquadratsumme am geringsten ist. Man kann erwarten, dass hier im Regelfall die Q(P)-Kennlinie bevorzugt wird, da hier durch die große Anzahl an Stützpunkten mehr Freiheitsgrade in der Regression zur Verfügung stehen. Mit den zugewiesenen Kennlinien wird dann eine zeitreihenbasierte Lastflusssimulation durchgeführt. Anschließend wird für jeden Zeitpunkt t für jede Erzeugungsanlage i überprüft, ob $u_i^t > u_{max} = 1,055$ p.u. gilt. Ist dies für einen Zeitpunkt t der Fall, so werden alle im selben Abgang zwischen der Anlage und dem Umspannwerk angeschlossenen Anlagen ermittelt für die $q_{OOF,i}^t < -0.3$ p.u. gilt. Die sind also jene Anlagen, deren Beitrag in der zuvor berechneten Blindleistungsoptimierung maßgeblich war um $u_i^t \le u_{max} = 1,055$ p.u in diesem kritischen Betriebspunkt zu gewährleisten. Anschließend wird für jede Anlage die kleinste bei einem kritischen Betriebspunkt auftretenden Spannung am NAP $u_{qu,min}$ ermittelt. Diese Spannung ist dann jene Spannung, bei der die Anlage bereits maximale Blindleistung einspeisen muss um die Spannungshaltung für nachgelagerte Anlagen sicherzustellen. Es wird der Anlage demnach eine Q(U)-Kennlinie zugewiesen, für die gilt $q(u_{\text{qu,min},i}) = -0.33 \text{ p. u.}$ Wurde also beispielsweise in einem Abgang mit zwei angeschlossenen DEZA bei der elektrisch am weitesten entfernten DEZA eine Spannung $u_1^t > u_{max} = 1,055$ p.u. zu genau einem Zeitpunkt *t* gemessen, so ist die Spannung an der anderen DEZA $u_{qu,min,2}$ zu diesem Zeitpunkt zu ermitteln und jene Kennlinie mit der niedrigsten Residuenquadratsumme aus 2.2.2 zu wählen, für die gilt $q(u_{qu,min,2}) = -0.33 \text{ p.u.}$ Durch diesen zweiten Schritt ist gewährleistet, dass unzulässige Spannungsmaxima verhindert werden können.

2.3.1 Gruppierung: Reduktion der Anzahl unterschiedlicher Kennlinien

Nach Schritt 3 besitzt jede DEZA eine Blindleistungsregelkennlinie und jede Anlage verhält sich daher individuell bestmöglich bezüglich ihrer Blindleistungseinspeisung. Für den Netzbetreibers ist es i.d.R. wünschenswert, die Komplexität der Blindleistungsregelung weiter zu reduzieren und die vielen unterschiedlichen Kennlinien durch einige wenige Typenkennlinien zu ersetzen. Dazu werden die individuellen Kennlinien zu jeweils einer der folgenden Typenkennlinien zugewiesen: $Q_{\text{kap}}(P)$, $Q_{\text{ind}}(P)$ und Q(U).

Die jeweilige Typenkennlinie ergibt sich aus einer Mittelwertbildung der n_x zu einer Gruppe zugehörigen Kennlinien, wobei einzelne Kennlinien mit ihrer Nennleistung gewichtet werden:

$$Q_{\text{kap/ind}}(P) = \frac{\sum_{i=0}^{n_{x}} (Q_{\text{indiv},i}(P) \cdot S_{r,i})}{\sum_{i=0}^{n_{x}} (S_{r,i})}$$
(4)

$$x_{\text{typ}} = \frac{\sum_{i=0}^{n_x} (x_{\text{indiv},i} \cdot S_{\text{r},i})}{\sum_{i=0}^{n_x} (S_{\text{r},i})} \qquad \qquad x \in \{m, u_{\text{tot,mittelpunkt}}, \Delta u_{\text{tot}}\}$$
(5)

Die Stützpunkte der Q(P)-Typenkennlinie ergeben sich also aus einer gewichteten Mittelwertbildung der individuellen Q(P)-Kennlinien gemäß (4). Die Parameter der Q(U)-Typenkennlinie ergeben sich aus der gewichteten Mittelwertbildung der Parameter der individuellen Q(U)-Kennlinien gemäß (5). Die Entscheidung, ob eine Q(P)-Kennlinie zur induktiven oder zur kapazitiven Gruppe gehört, wird anhand der Summe der Blindleistungswerte der Stützpunkte getroffen. Ist die Summe positiv, verhält sich die Kennlinie hauptsächlich kapazitiv, ist sie hingegen negativ, liegt ein hauptsächlich induktives Verhalten vor. Gilt für alle Stützpunkte $v \in n_v$ der Kennlinie einer DEZA $i |Q_{St,i,v}| < Q_{min}$, wird diese mit $\cos(\varphi) = 1$ betrieben. Dadurch können einige Anlagen komplett von der Regelung ausgenommen werden und wirken sich bei der Mittelung nicht auf die Typenkennlinien aus. Der Schwellenwert ist hier $Q_{min} = 0.02$ p.u.

3 Fallstudie: Ländliches Mittelspannungsnetz

Die in Abschnitt 2 eingeführte Methode wird nun anhand einer Fallstudie evaluiert. Dafür wird das ländliche Mittelspannungsnetz aus dem öffentlich zugänglichen SimBench Datensatz verwendet [11], welches in Abbildung 4 dargestellt ist.



Abbildung 4: Strukturdiagram des ländlichen Mittelspannungsnetzes aus SimBench [11].

Das untersuchte Netz besteht aus 97 Knoten und wird in offener Ringstruktur betrieben. Der Anschluss ans überlagerte Hochspannungsnetz erfolgt über ein Umspannwerk mit zwei parallelgeschalteten 25 MVA-Transformatoren. Es gibt 8 Abgänge mit einer Länge von bis zu 22,3 km. Je Abgang sind bis zu 22 Ortsnetzstationen (ONS) und bis zu 16,4 MVA an dezentraler Erzeugung angeschlossen. Die untergeordneten Niederspannungsnetze werden als einzelne PQ-Knoten modelliert. Auf der MS-Ebene sind DEZA mit einer Nennleistung von 33,6 MVA angeschlossen. Auf der NS-Ebene sind 18,5 MVA an DEZA angeschlossen. Die Blindleistungsregelung der DEZA auf der NS-Ebene wird bei der Optimierung des MS-Betriebs nicht berücksichtigt. Der Verkabelungsgrad beträgt 60 %. Bei dem betrachteten Netz handelt es sich um ein synthetisches Netz, das auf realen Topologien und Daten basiert, siehe [11] für weitere Einzelheiten. Im Vergleich zum ursprünglichen Netz wurden zusätzliche DEZA angeschlossen, um extreme Betriebspunkte mit Spannungsbandverletzungen untersuchen zu können. Zur Modellierung des Netzes wird das Open-Source-Python-Paket Pandapower verwendet [7]. Die nicht-linearen optimalen Leistungsflussberechnung werden mit dem in Pandapower enthaltenen Lösungsalgorithmus PIPS mit einem primal-dualen Innere-Punkte-Verfahren gelöst.

3.1 Definition der Simulationsszenarien

Jeder DEZA mit $S_{\rm N} > S_{\rm min} = 0,15$ MVA wird eine lokale Blindleistungsregelungskennlinie zugewiesen. Das sind im vorliegenden Netz 26 Anlagen. Als Referenz werden vier Szenarien, eines mit konstantem $\cos(\varphi)$ und drei mit den einfachen in Abbildung 1 dargestellten Regelkennlinien simuliert. Alle 26 DEZA sind in den Referenzszenarien jeweils einheitlich mit der gleichen Kennlinie ausgestattet. Die restlichen DEZA beteiligen sich nicht an der Blindleistungsregelung, werden also mit $\cos(\varphi) = 1$ betrieben. Die Ergebnisse aus den Referenzszenarien werden einmal direkt mit den Ergebnissen aus der Blindleistungsoptimierung ($O_{\rm OQF}$), und einmal mit dem Betrieb mit den aus der Regression gewonnen Kennlinien verglichen. Die Definitionen und Bezeichnungen aller Szenarien sind in Tabelle 2 zusammengefasst. Die Bewertung erfolgt im Hinblick auf die in Abschnitt 1 definierten Ziele, also die Minimierung des Blindleistungsaustausch mit dem HS-Netz, die Minimierung der Verluste, sowie die Einhaltung von $u < u_{\rm max} = 1.055$ p. u.

Bezeichnung	Beschreibung
R ₁	Betrieb aller DEZA mit $\cos(\varphi) = 1$
R _{qv}	Betrieb aller DEZA mit $q(u)$ aus Abbildung 1
R _{qv,db}	Betrieb aller DEZA mit $q_{db}(u)$ aus Abbildung 1
R _{qp}	Betrieb aller DEZA mit $q(p)$ aus Abbildung 1
0 _{0QF}	Optimierung des Blindleistungseinsatzes der DEZA (keine Kennlinie!)
O _{reg,in}	Betrieb jeder DEZA mit individuell optimaler Kennlinie aus Regression
0 _{reg,ty}	Betrieb der DEZA mit Typenkennlinien aus Regression

Tabelle 3: Definition und Bezeichnung der Szenarien

3.2 Ergebnisse: Optimierung des Blindleistungseinsatzes (0_{0QF})

Zunächst wird anhand des Szenarios 0_{OQF} bewertet, ob der in Abschnitt 2.1.2. formulierte Optimierungsalgorithmus in der Lage ist die Zielsetzung zufriedenstellend zu erreichen. Die Ergebnisse sind in Tabelle 4 dargestellt. Durch die Regelung des Blindleistungseinsatzes der DEZA im Szenario 0_{OQF} wird ein Blindleistungsaustausch mit dem überlagerten HS-Netz

vollständig unterbunden. Dabei verhalten sich umspannwerksnahe DEZA in Situationen starker Einspeisung kapazitiv und stellen somit die Blindleistung für umspannwerksferne DEZA zur Verfügung. Diese wiederum gewährleisten durch ihr induktives Verhalten die Spannungshaltung, also $u < u_{max} = 1.055$ p.u. Die untere Spannungsbandgrenze wird in diesem, sowie in allen anderen Szenarien nicht verletzt und wird deshalb im Folgenden nicht mehr explizit aufgeführt. Eine Bewertung der Verluste ist nur relativ zu den anderen Szenarien sinnvoll. Der Vergleich erfolgt in den folgenden Abschnitten. Es sei hier nochmal explizit erwähnt, dass die erzielten Ergebnisse in einem realen Netz nur dann realisierbar sind, wenn entsprechende Rechner-, Mess- und Kommunikationsinfrastruktur im Netz vorhanden ist. Die Ergebnisse dienen somit als Vergleichsgrundlage für die lokalen Regelkennlinien.

Kriterium	$\Sigma Q_{\rm HV} $	Q _{max,HS} Q _{min,HS}		$\sum P_{\text{verlust}}$	u_{\max}	
Einheit Mvarh		Mvar Mvar		MWh	p.u.	
O _{OQF}	0,0	0,0	0,0	1008,3	1,0451	

Tabelle 4: Ergebnisse aus der Blindleistungsoptimierung (O_{OQF})

3.3 Ergebnisse: Kennlinienregression ($O_{reg,in}$ und $O_{reg,ty}$)

Nun werden die aus der Regression gewonnenen Kennlinien betrachtet und der Betrieb des Netzes mit diesen untersucht. Die Ergebnisse sind in Tabelle 5 dargestellt. Von den 26 untersuchten Anlagen werden 5 Anlagen mit $Q_{ind}(P)$ -Kennlinie, 10 mit $Q_{kap}(P)$ -Kennlinie und 8 mit Q(U)-Kennlinie betrieben. Es werden außerdem 3 Anlagen mit $\cos(\varphi) = 1$ betrieben. In Abbildung 5 sind in a) die Ergebnisse für eine beispielhafte, sich kapazitiv verhaltende DEZA die nahe am Umspannwerk angeschlossen ist zu sehen. Die Betriebspunkte aus der Optimierung sind als farbige Punkte dargestellt und die durch Regression ermittelte Q(P)-Kennlinie ist als rote Linie zu sehen. Bei geringer Wirkleistungseinspeisung verhält sich diese DEZA leicht induktiv, bei höherer Einspeisung dagegen stark kapazitiv und stellt somit die Blindleistung zur Verfügung, die andere DEZA benötigen, um die Spannungshaltung zu gewährleisten. In Abbildung 5 b) hingegen sieht man eine Anlage, der eine Q(U)-Kennlinie zugewiesen wurde. Es ist hier leicht ersichtlich, dass durch die Regression nicht alle optimalen Betriebspunkte aus der Optimierung abgebildet werden können.



Abbildung 5: Durch Regression ermittelte Kennlinien (rot) und Betriebspunkte aus OQF (farbig).

Die im Mittel für den Betrieb der Leitungen und Transformatoren, sowie zur Einhaltung der in der Optimierung geforderten Nebenbedingungen benötigte Blindleistung kann dennoch durch die Regression gut abgebildet werden. Während in der Optimierung kaum Blindleistungsaustausch mit dem überlagerten Netz stattgefunden hat, ist im Betrieb mit den aus der Regression gewonnenen Kennlinien ein Blindleistungsaustausch ungleich null zu beobachten. Dies ist damit zu erklären, dass die Regression im Mittel die Betriebspunkte aus der Optimierung zwar gut abbilden kann, Extrempunkte hingegen jedoch unzureichend repräsentiert werden. Generell fällt auf, dass sich der Blindleistungseinsatz in Oreg,in und Oreg, ty im Vergleich zu den Referenzszenarien im Durchschnitt in etwa halbieren lässt. Auch die Blindleistungsspitzen Q_{max,HS}, in denen sich das MS-Netz induktiv verhält und Blindleistung aus dem HS-Netz bezieht, sind im Vergleich zu R_{qp}, R_{qu} und R_{qu,db} geringer. Die Maximalwerte der Blindleistungseinspeisung aus dem MS- in das HS-Netz $Q_{\min,HS}$ sind in $O_{reg,in}$ und $O_{reg,ty}$ ebenfalls geringer als in R_{qu} und $R_{qu,db}$, obwohl auch in $O_{reg,in}$ und $O_{reg,ty} Q(U)$ -Kennlinien mit kapazitivem Verhalten bei niedrigen Spannungen zum Einsatz kommen. Dies spricht für eine bessere Parametrierung. Obwohl u_{max} in $0_{\text{reg,in}}$ und $0_{\text{reg,ty}}$ im Vergleich zum Betrieb mit $\cos(\varphi) = 1$ um 0,012 p.u. bzw. 0,008 p.u. verringert werden konnte und sich somit nun im Spannungsband befindet, sind die Verluste in einer ähnlichen Größenordnung und deutlich geringer als in den anderen Szenarien. Es wurde also mit minimalem Blindleistungseinsatz die Spannungshaltung garantiert, während die Netzverluste ähnlich gering wie im Betrieb mit $\cos(\varphi) = 1$ sind.

Kriterium	$\Sigma Q_{\rm HS} $	$Q_{\max, HS}$	$Q_{\min, HS}$	$\Sigma P_{\text{verlust}}$	u_{\max}	
Einheit	Mvarh	Mvar	Mvar	MWh	p.u.	
R ₁	6044,0	2,3	-1,5	1049,3	1,0634	
R _{qp}	10290,3	8,4	-1,5	1083,7	1,0589	
R _{qu}	18444,7	4,5	-3,7	1137,9	1,0537	
R _{qu,db}	8503,5	7,8	-4,7	1082,0	1,0494	
O _{OQF}	0,0	0,0	0,0	1039,9	1,0500	
0 _{reg,in}	4335,0	5,3	-1,1	1054,8	1,0516	
0 _{reg,ty}	4766,5	3,8	-1,8	1057,8	1,0553	

Tabelle 5: Ergebnisse:	Betrieb mit	Kennlinien au	s Regression	(0_{regin})	und ()) _{reaty}).
0			0	x reg,m		IEY,LY/

Um quantitativ besser bewerten zu können, ob hohe Blindleistungsspitzen seltener auftreten, lässt sich die Häufigkeitsverteilung in Abbildung 6 analysieren. Hier wird $O_{reg,ty}$ mit unterschiedlichen Referenzszenarien verglichen. Zunächst kann man sehen, dass durch die ermittelten Kennlinien im Vergleich zum Betrieb mit $\cos(\varphi) = 1$ in etwa 1000 Stunden im Jahr geringere kapazitive Spitzen auftreten (Bereich -2 Mvar bis -1 Mvar). Dies ist damit zu begründen, dass die Betriebskapazitäten der Leitungen bei schwacher Belastung durch die gefundene Regelung besser kompensiert werden können. Liegen die Blindleistungsspitzen mit R_{qp} und R_{qu} zwischen -4 Mvar und 7 Mvar, erreicht man mit $O_{reg,ty}$ im Wesentlichen eine Reduktion auf den Bereich zwischen -2 Mvar und 2 Mvar. Bei der reinen Q(U)-Regelung

treten Spitzen zwischen -4 Mvar und -2 Mvar für ca. 5000 Stunden im Jahr auf. Diese können bei $0_{reg,ty}$ vollständig in den Bereich zwischen -2 Mvar und 0 Mvar verschoben werden, was an der Parametrierung und dem verwendeten Totband liegt. Bei R_{qp} hingegen treten im Vergleich mit $0_{reg,ty}$ etwa 1000 Stunden auf, in denen sich das Netz induktiver verhält, also zwischen 2 Mvar und 7 Mvar vom HS-Netz bezieht. Man sieht des Weiteren, dass die in Tabelle 1 gezeigten Spitzenwerte oft nur wenige Stunden im Jahr auftreten.



Abbildung 6: Häufigkeitsverteilung des Blindleistungsaustauschs mit dem HS-Netz.

4 Zusammenfassung und Ausblick

In dieser Veröffentlichung wird ein Algorithmus zur Parametrierung und Zuweisung lokaler Blindleistungsregelkennlinien für dezentrale Erzeugungsanlagen vorgestellt. Das hier beschriebene Optimierungsmodell ermittelt einen Blindleistungseinsatz, der den Betrieb eines aktiven Verteilnetzes hinsichtlich des Blindleistungsaustauschs mit dem überlagerten Netz, der Verlusten und der Spannungshaltung optimiert. Durch Regression werden Blindleistungsregelkennlinien bestimmt, und es wird gezeigt, dass der Betrieb mit diesen Kennlinien positive Auswirkungen auf jedes der drei definierten Ziele im Vergleich zu den Referenzszenarien hat.

Es wird gezeigt, dass sich dezentrale Erzeugungsanlagen abhängig von der elektrischen Entfernung zum Umspannwerk unterschiedlich verhalten sollten, so dass umspannwerksnahe Anlagen jene Blindleistung zur Verfügung stellen, welche umspannwerksferne Anlagen zur Spannungshaltung benötigen. Dadurch lässt sich auch die mit dem überlagerten Netz ausgetauschte Blindleistung minimieren, was wiederum positive Auswirkungen auf die Netzverluste hat. In zukünftigen Untersuchungen sollte eine Variation der Parameter der Optimierung und Regression vorgenommen werden. Straffaktoren, Parameter für die Nebenbedingungen der Spannungshaltung, Gewichtungsfaktoren in der Regression, sowie Grenzwerte bei der Zuweisung und Gruppierung der Kennlinien sollten weiter untersucht werden. Eine Optimierung der Parameter kann die Qualität der Kennlinien noch weiter verbessern.

Danksagung

Die in dieser Veröffentlichung vorgestellten Ergebnisse sind im Rahmen einer Forschungszusammenarbeit zwischen der TU Darmstadt und der Netze BW GmbH entstanden. Die Autoren möchten sich an dieser Stelle für die sehr gute und konstruktive Zusammenarbeit bedanken.

Literatur

- [1] S. Harnisch *et al.,* "Planungs- und Betriebsgrundsätze für ländliche Verteilungsnetze Leitfaden zur Ausrichtung der Netze an ihren zukünftigen Anforderungen," (GER), 2016, Neue Energie aus Wuppertal.
- [2] J. Zhao *et al.,* "Local voltage control strategy of active distribution network with PV reactive power optimization," in *IEEE Power & Energy, 2017*, pp. 1–5.
- [3] Technische Anschlussregel Mittelspannung (VDE-AR-N 4110), VDE, Offenbach, 2018.
- [4] *Erzeugungsanlagen am Niederspannungsnetz (VDE-AR-N 4105),* VDE, Offenbach, 2018.
- [5] C. Aigner, "Konzepte zur statischen Spannungshaltung in Verteilnetzen mit hoher dezentraler Einspeisung," Dissertation, Technische Universität München; Verlag Dr. Hut.
- [6] T. Stetz, "Autonomous Voltage Control Strategies in Distribution Grids with Photovoltaic Systems - Technical and Economic Assessment," Dissertation, Uni Kassel, Kassel, 2013.
- [7] L. Thurner *et al.*, "Pandapower An Open-Source Python Tool for Convenient Modeling, Analysis, and Optimization of Electric Power Systems," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 33, no. 6, pp. 6510–6521, 2018, doi: 10.1109/TPWRS.2018.2829021.
- [8] R. D. Zimmerman, C. E. Murillo-Sanchez, and R. J. Thomas, "MATPOWER: Steady-State Operations, Planning, and Analysis Tools for Power Systems," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 26, no. 1, pp. 12–19, 2011, doi: 10.1109/TPWRS.2010.2051168.
- [9] A. Wächter and L. T. Biegler, "On the implementation of an interior-point filter linesearch algorithm for large-scale nonlinear programming," *Math. Programming*, vol. 106, pp. 25–57, 2006.
- [10] V. M. R. Muggeo, "Estimating regression models with unknown break-points," *Statistics in medicine*, vol. 22, no. 19, pp. 3055–3071, 2003, doi: 10.1002/sim.1545.
- [11] S. Meinecke *et al.*, "SimBench A Benchmark Dataset of Electric Power Systems to Compare Innovative Solutions based on Power Flow Analysis," *Energies*, vol. 13, no. 12, p. 3290, 2020, doi: 10.3390/en13123290.