

Schätzung der statisch oszillatorischen Stabilität von Verbundnetzen auf der Basis ausgewählter Prozessinformationen

Prof. Dr.-Ing. habil. István Erlich, Universität Duisburg-Essen

Dipl.-Ing. Simon Teeuwen, Universität Duisburg-Essen

Dr.-Ing. Udo Bachmann, Vattenfall Europe Transmission GmbH, Berlin

Kurzfassung

Im UCTE/CENTREL-Verbund wurden mehrfach schwach gedämpfte niederfrequente elektromechanische Schwingungen, verbunden mit beträchtlichen Leistungspendelungen zwischen weit entfernten Netzbereichen registriert. Im Beitrag wird eine neue Methode vorgestellt, die es erlaubt, aus wenigen ausgewählten Prozessinformationen die Position des Eigenwertes und somit die zu erwartende Frequenz und Dämpfung für eine gegebene Netzsituation zu schätzen. Das Verfahren basiert auf Neuronalen Netzen (NN), und berechnet eine Fläche in der komplexen Ebene, wo der Eigenwert liegen kann. Das NN wird am Eingang von einigen wenigen Prozessgrößen gespeist. Es wird gezeigt, wie diese Größen durch eine systematische Auswahlprozedur, „Feature Selection“, aus Tausenden von möglichen Prozessvariablen bestimmt werden können. Das Verfahren ist sehr schnell und eignet sich für den Online-Einsatz. Die erzielbare Genauigkeit ist für praktische Anwendungen ausreichend; die Fehlerrate ist gering.

1. Einleitung

Mit der Parallelschaltung der Netze der CENTREL-Länder Polen, Tschechische Republik, Slowakische Republik und Ungarn im Jahr 1995 erreichte das westeuropäische Verbundsystem der UCTE eine qualitativ neue Stufe: einerseits wurden die technischen Voraussetzungen für großräumige Leistungstransporte geschaffen, andererseits traten im UCTE/CENTREL-Verbund schwachgedämpfte Netzpendelungen niedriger Frequenz auf. Anfang 1996 wurden erstmals schwachgedämpfte Netzpendelungen niedriger Frequenz beobachtet, die zunächst als aufklingende Schwingung, d.h. mit negativer Dämpfung,

interpretiert wurden. Spätere Analysen [1],[2] mittels Methoden der Modalanalyse zeigten aber, dass es sich dabei um die Überlagerung zweier frequenznaher, aber immer noch positiv gedämpfter Eigenschwingungen des nunmehr vergrößerten Verbundsystems handelt. Die damals gewählte Untersuchungsmethodik der Modalanalyse hat ihre Praxistauglichkeit bewiesen, ist aber wegen des enormen Aufwandes (Modellbildung und Rechenzeit) nicht geeignet, als Werkzeug für die operative Entscheidungshilfe zu fungieren.

Die bei der Modalanalyse notwendige Linearisierung an einem zuvor gewählten Arbeitspunkt, d.h. die Bildung eines linearen Modells des Verbundsystems, schränkt streng genommen die Gültigkeit der gewonnenen Erkenntnisse über das Systemverhalten auf diesen Arbeitspunkt ein. Sobald Änderungen (Leistungsansatz, Kraftwerkseinsatz, Spannungsniveau usw.) eintreten, ist eine Neuberechnung erforderlich.

Versuche, mit Hilfe einfacher eindimensionaler Lösungsansätze (z.B. Fixierung nur auf den Leistungsansatz) die Änderungen des Systemverhaltens in dieser oder jener Situation zu erklären oder vorherzusagen sind, wie weiterführende Untersuchungen gezeigt haben [3],[4] im Grunde nicht haltbar, da sie u.U. zu falschen Aussagen führen.

Die Ende der 90-iger Jahre vollzogene Liberalisierung des Energiemarktes und das Umbundling der ehemals integrierten Energieversorgungsunternehmen haben Situationen geschaffen, die ein Erkennen von und ein Reagieren auf systemgefährdende Zustände erheblich erschweren.

Dennoch sind im Interesse einer zuverlässigen und sicheren Energieversorgung und der Vermeidung systemgefährdender Betriebszustände Tools notwendig, die insbesondere auch bei der online Betriebsführung dem Ingenieur die Möglichkeit einräumen, Gefahren schnell zu erkennen und rechtzeitig darauf reagieren zu können. Die Anforderungen an ein derartiges Tool sind:

- möglichst wenig Eingangsinformation, die physikalisch messbar sein sollte und von allen am Verbund beteiligten Unternehmen ohne Preisgabe von Interna zur Verfügung gestellt werden können
- einfache und übersichtliche Informationsausgabe, z.B. in Form einer Ampelschaltung
"Sicher" (Grün) - "Gefährdung" (Gelb) - "Gefahr" (Rot)

2. Problembeschreibung

Die Berechnung von Eigenwerten (Modalanalyse) erlaubt eine klare Aussage bezüglich möglicher Eigenschwingungen Modi im Netz. Die Modalanalyse ist allerdings mit der Einschränkung verbunden, dass die gewonnenen Erkenntnisse nur für den betrachteten Arbeitspunkt gültig sind. Die Lage der Eigenwerte in der komplexen Ebene beschreibt das Schwingungsverhalten des Systems: je negativer der Realteil des Eigenwertes ist, umso besser ist die damit verbundene Eigenschwingung gedämpft, positive Realteile von Eigenwerten sind mit aufklingenden, also mit der Zeit über alle Maße anwachsenden Eigenschwingungen verbunden. Die CIGRE-Empfehlungen [5] gehen davon aus, dass alle Eigenschwingungen eine Dämpfung von mindestens 3 - 5 % haben sollten, Werte darunter gefährden den stabilen Verbundbetrieb.

Welche Varianz die Eigenwerte haben können, soll beispielhaft am Modell eines um die Netze von Bulgarien und Rumänien erweiterten UCTE/CENTREL-Verbundes gezeigt werden. Dieses Modellnetz besteht aus etwa 2000 Knotenpunkten, ca. 2100 Verbindungselementen (Transformatoren und Leitungen) und es enthält rund 500 Generatoren einschließlich der zugehörigen Regeleinrichtungen. Das Modellnetz besitzt etwa 7200 Zustandsgrößen und folglich auch 7200 Eigenwerte, wobei der größte Teil von ihnen konjugiert komplexe Eigenwertpaare sind.

Bild 1 zeigt die Modeshapes von drei charakteristischen Eigenschwingungen des Netzes für ein untersuchtes Lastflussszenario. Diese Modeshapes repräsentieren die mit der Rotorbewegung der Synchronmaschinen verbundenen Eigenvektoren der ausgewählten Modi und geben somit die Richtung und die relative Intensität der jeweiligen Schwingung an. Interarea-Schwingungen sind dadurch gekennzeichnet, daß ganze Netzteile kohärent gegeneinander schwingen.

Im Testnetz wurden insgesamt 2500 verschiedenen Netzszenarien (Variation von Spannungen, Transiten, KW-Einsatz in verschiedensten Kombinationen) untersucht und die dazugehörigen Eigenwerte berechnet. Das Interesse in diesem Beitrag ist auf die drei Interarea-Modi fokussiert. Deshalb sind auch nur diese in Bild 2 für alle 2500 untersuchten Fälle dargestellt.

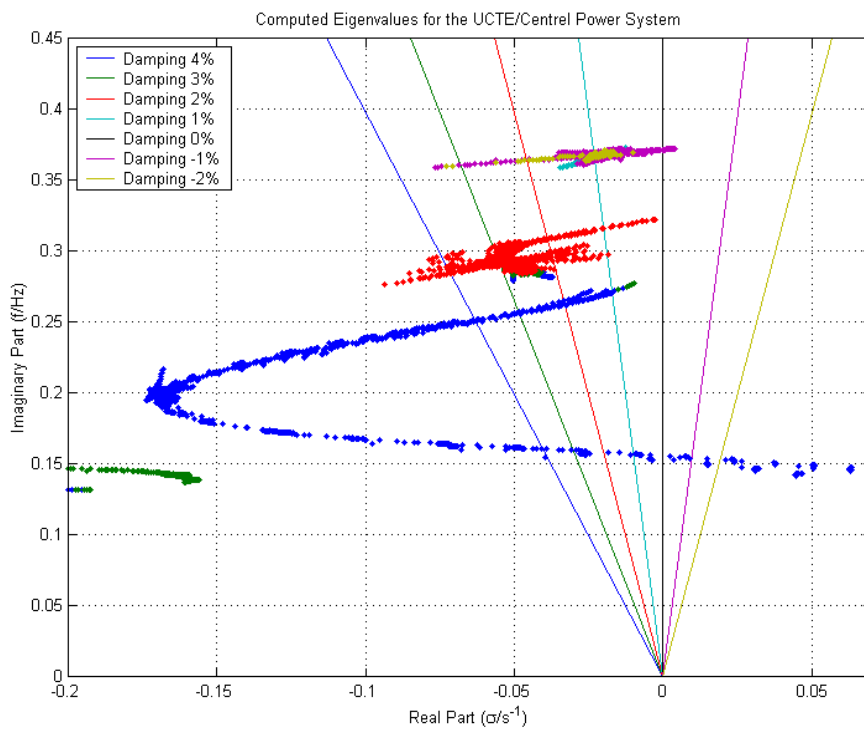
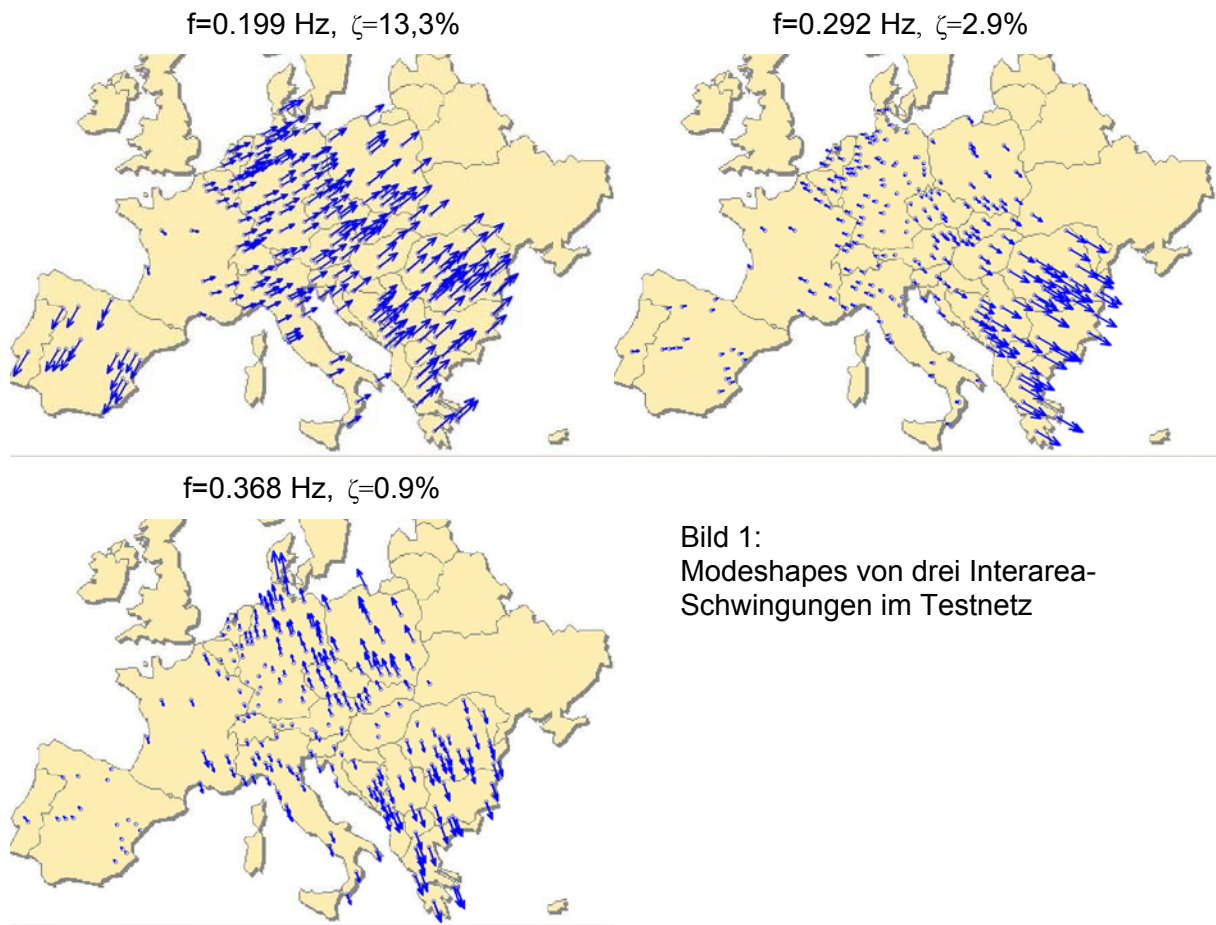


Bild 2: Interarea-Eigenwerte für 2500 Lastflusszenarien

Bereits aus dieser Darstellung ist erkennbar, daß zwischen den Netzszenarien und der Position des Eigenwertes ein komplexer, nichtlinearer und mehrdimensionaler Zusammenhang besteht. Dieser Tatbestand erschwert die Prognose von zu erwartenden Veränderungen bezüglich der Schwingungen beträchtlich. Auch die Frage, wie ein Netzszenario zu charakterisieren ist, lässt sich nicht ausreichend exakt beantworten, da eine Vielzahl von Einflussgrößen z. B. Spannungsniveau, Kraftwerkseinsatz, Wirk- und Blindleistungsflüsse, usw., herangezogen werden müssten, deren Wirkungen im Einzelnen aber nicht quantifizierbar sind.

Zunächst wurde versucht, die Veränderung des Eigenwertes aus der Richtung des Wirkleistungstransits abzuleiten. Genaue Untersuchungen haben aber die Grenzen dieser Methode gezeigt: keine Allgemeingültigkeit, keine Quantifizierbarkeit der Zusammenhänge, Nichtberücksichtigung weiterer wichtiger Faktoren wie Spannungs- und Blindleistungsverhältnisse, Anzahl und Art der Kraftwerksblöcke, keine Selektivität bezüglich der Modi. Auch die Betrachtung der Transitrichtung zu den Schwingungsknotenlinien, wie in [3],[4] diskutiert, hat keine nennenswerte Verbesserung in der praktischen Handhabung mit sich gebracht.

Um die Eigenwerte, d.h. die statisch oszillatorische Stabilität für ein aktuelles oder avisiertes Netzszenario aus wenigen Informationen schätzen oder sogar berechnen zu können, bedarf es einen weitergefassten und allgemeineren Ansatzes. Dieses Problem wird in der wissenschaftlichen Fachwelt als Dynamic Security Assessment (DSA) bezeichnet. Dabei bedient man sich häufig Methoden der sog. Künstlichen Intelligenz, da die Zusammenhänge entweder mathematisch schwer fassbar sind (komplexe nichtlineare Zusammenhänge), oder weil nur eine begrenzte nicht vollständige Anzahl von Informationen bzw. Parametern zur Verfügung stehen. Beide Voraussetzungen treffen auf die Untersuchung von Eigenwerten in großen Verbundsystemen zu.

Das im folgenden beschriebene Verfahren basiert auf Künstlichen Neuronalen Netzen (KNN oder einfach NN). Bevor jedoch der eigentliche NN-Ansatz erläutert wird, muss auf die Auswahl der Eingangsgrößen für das NN, d.h. der Prozessinformationen aus denen die Schlussfolgerung mit Hilfe der künstlichen Intelligenz, hier NN, abgeleitet wird, eingegangen werden. Diese Aufgabe ist unabhängig von dem eigentlichen NN-Ansatz und lässt sich sogar als primäre Aufgabe vieler ingenieurtechnischer und wissenschaftlicher Fragestellungen identifizieren.

3. Auswahl geeigneter Prozessinformationen für Eigenwertschätzung

Bei einem großen System wie das elektrische Verbundnetz stehen Tausende von messbaren und nicht messbaren Informationen zur Verfügung, die man im Prinzip als Eingangsinformation für Entscheidungen heranziehen kann. Welche sind aber die Besten und wie weit kann man den notwendigen Informationsumfang begrenzen? Einige Kriterien sind für die Auswahl von vornherein klar: Verfügbarkeit, physikalische Interpretierbarkeit, geringe Störfälligkeit bei der Übertragung, starker und eindeutiger funktioneller Zusammenhang zum Ausgang. Man möchte sich außerdem auf wenige Größen beschränken, die aber auch eine gewisse Redundanz für den Fall, dass einige der Informationen ausfallen (Missing Features) beinhalten müssen. Das Problem stellt sich in vielen Wissenschaftsdisziplinen ähnlich und wird als „Feature Selection“ bzw. „Feature Extraction“ bezeichnet. Features werden im Deutschen Merkmalsgrößen genannt. Die Gesamtheit aller Proben einer Merkmalsgröße (Pattern) formen den Merkmalsvektor der betrachteten Größe.

Die einfachste Methode, geeignete Merkmalsgrößen auszuwählen, geht von vorhandenen physikalischen Kenntnissen über das Systemverhalten aus. Auf dieser Weise wurde in der Vergangenheit die Transitrichtung als „Feature“ ausgewählt und als die geeignetste Größe für die Prognose angesehen. Allerdings entbehrt der Versuch, das Verhalten eines komplexen, nichtlinearen und mehrdimensionalen Systems mittels eines einfachen eindimensionalen Lösungsansatz erklären zu wollen, nicht einer gewissen Willkürlichkeit. In der wissenschaftlichen Fachwelt gibt es eine Vielzahl von mathematisch fundierten Verfahren für „Feature Selection“ und „Feature Extraction“, die an dieser Stelle aber nicht im Einzelnen diskutiert werden sollen. Lediglich das angewendete Verfahren, das durch eine mehrstufige Vorgehensweise gekennzeichnet ist, wird kurz erläutert. Diese Mehrstufigkeit ist erforderlich, da auch nach einer Vorselektion nach physikalischen Gesichtspunkten, mehrere Tausend „Kandidaten“ für Merkmalsgrößen übrig bleiben. Bild 3 zeigt die Vorgehensweise.

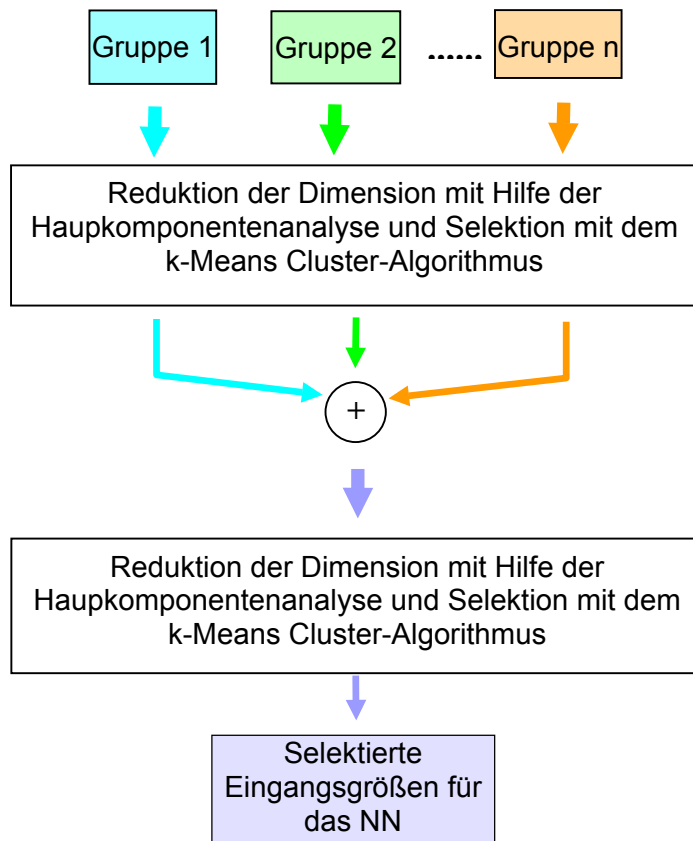


Bild 3: Mehrstufige Selektion von Merkmalsgrößen

Tabelle 1: Gruppierung der Prozessinformationen

Nr.	Beschreibung	Anzahl im Netz	Merkmalsgruppe
1	Summierte Wirk- und Blindleistungseinspeisung pro Netzgruppe	58	1
2	Rotationsenergie pro Netzgruppe	29	1
3	Wirkleistung auf Leitungen	2.089	2
4	Blindleistung auf Leitungen	2.089	3
5	Knotenspannungen an allen Netzknoten	2.016	4
6	Spannungswinkel von Netzknoten	2.016	5
7	Erzeugte Wirkleistung von Generatoren	468	6
8	Erzeugte Blindleistung von Generatoren	468	6
9	Rotationsenergie von Generatoren	468	1

Zunächst wurden die Merkmalsgrößen in Gruppen unterteilt. Das Kriterium dabei war, in den einzelnen Gruppen möglichst gleichwertige Merkmalsgrößen zu haben, um einen besseren Vergleich unter ihnen zu ermöglichen. Die Auswahl erfolgte nach physikalischen Gesichtspunkten. Im vorliegenden Fall sind sechs Gruppen gebildet worden. Ihre Zusammensetzung geht aus Tabelle 1 hervor. Anschließend wurden die Gruppen mit Hilfe der Hauptkomponentenanalyse in der Dimension reduziert. Dies war erforderlich, weil der verwendete K-Means Clustering-Algorithmus mehrere Hundert Merkmalsvektoren, die jeweils Tausende von Elementen enthalten, nicht mehr effektiv verarbeiten kann. Nach der Dimensionsreduktion erfolgte ein Clustern der Merkmalvektoren in den einzelnen Gruppen. Als Ergebnis des Clusterings liegen Merkmalsgrößen mit ähnlichen Eigenschaften im selben Cluster. Man kann deshalb aus jedem dieser Cluster einige, wegen der erforderlichen Redundanz aber auf jeden Fall mehrere selektieren, die dann zusammen mit der Auswahl anderer Gruppen, auf gleiche Weise, erneut einer Selektion unterzogen werden. Am Ende dieses Prozesses bleiben einige wenige Größen übrig (in unserem Fall 50 an der Zahl), die man als die geeignetsten bezeichnen kann. Die Auswahl ist außerordentlich wichtig, denn diese Größen müssen für eine Schätzung der Stabilität von den Verbundunternehmen freigegeben und auch ständig zur Verfügung gestellt werden. Die mathematisch fundierte Methode der „Feature Selection“ sichert, dass eine optimale Auswahl getroffen wurde und somit begründbar ist.

Die 50 ausgewählten Merkmalsgrößen lassen sich wie folgt charakterisieren. Aus der Merkmalsgruppe 1 wurden für eine Netzgruppe die summarische Blindleistungseinspeisung aller Generatoren dieser Netzgruppe und die Rotationsenergie aller Generatoren einer zweiten Netzgruppe ausgewählt, aus den Merkmalsgruppen 2 und 3 Wirk- bzw. Blindleistungsgrößen an jeweils 8 Leitungen (ohne Überschneidungen), aus den Merkmalsgruppen 4 und 5 Spannungen bzw. Spannungswinkel an jeweils 9 Knotenpunkten (überschneidungsfrei) und aus der Merkmalsgruppe 6 die erzeugte Wirkleistung von 3 Generatoren und die eingespeiste Blindleistung von weiteren 11 Generatoren ausgewählt. Diese "Informationsquellen" sind über das gesamte Netzgebiet verteilt, wobei eine gewisse, wohl auch zu erwartende Nähe zu den aus den Modeshapes abzulesenden "Schwingungsknoten und -bäuchen" zu erkennen ist.

4. NN-Ansatz zur Schätzung von Eigenwerten

In Bild 4 sind die drei interarea Eigenwerte für die untersuchten 2500 Lastflusszenarien dargestellt. Modi mit einer Dämpfung über $\zeta = 4...5\%$ sind in der Regel nicht von Interesse. Deshalb wird nur der Bereich zwischen $\zeta = -2...+4\%$ betrachtet.

Ein möglicher Ansatz für das NN ist die direkte Berechnung bzw. Schätzung von Eigenwerten aus den Merkmalsvektoren. In [6] wurde gezeigt, dass NN durchaus in der Lage sind den stark nichtlinearen und komplexen Zusammenhang zwischen Merkmalsgrößen und den Eigenwertkoordinaten abzubilden. In diesem Fall lieferten jeweils zwei Ausgänge des NN die Koordinaten eines Eigenwertes. Wenn sich aber die Anzahl der Eigenwerte ändert, z.B. dadurch, dass sich Eigenwerte aus dem betrachteten Bereich herausbewegen, oder wenn sich Eigenwerte überschneiden und folglich nicht mehr unterscheidbar sind, versagt die Methode der unmittelbaren Zuordnung von Eigenwertkoordinaten zu den NN Ausgängen. Das Verfahren ist deshalb nur sinnvoll, wenn die Bereiche in denen sich die einzelnen Eigenwerte bewegen können, klar separierbar sind und die Anzahl der Eigenwerte immer konstant bleibt.

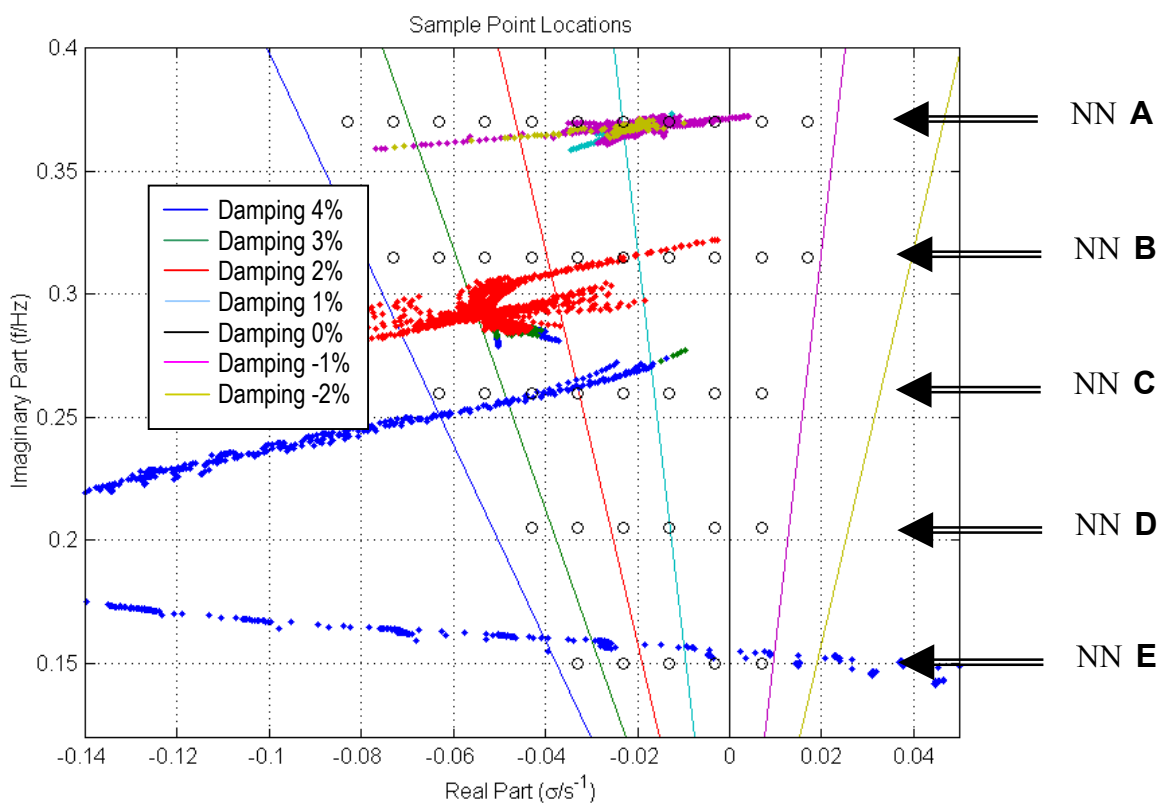


Bild 4: Drei Interarea-Eigenwerte für 2500 Lastflusszenarien

Im vorliegenden Beitrag soll ein anderer, neuer Ansatz verfolgt werden [7], bei dem die genannten Einschränkungen nicht gelten. Dieses neue Verfahren basiert auf der Aktivierung von Beobachtungspunkten (Abtastpunkten) durch die Eigenwerte. Die für das vorliegende Beispiel definierten Beobachtungspunkte sind in Bild 5 mit Kreisen markiert. Die Punkte bilden horizontale Linie und sind somit einer Frequenz, bzw. einem Frequenzbereich zugeordnet. Die Idee ist, die Beobachtungspunkte abhängig von der Nähe der Eigenwerte mehr oder weniger zu aktivieren. Dabei können mehrere Eigenwerte den selben Punkt additiv „anregen“. Die Aktivierungswerte aller Beobachtungspunkte charakterisieren die Situation bezüglich der Eigenwerte, d.h. der Schwingungsmodi ausreichend, wobei bewusst in Kauf genommen wird, dass die Anzahl der tatsächlich vorhandenen Eigenwerte aus den Aktivierungswerten nicht mehr rekonstruierbar ist. Dies ist aus der Sicht des Ingenieurs auch nicht erforderlich, da man sich auf die Beantwortung der Frage „Sind Eigenwerte im kritischen Dämpfungsbereich? Ja oder Nein“ beschränken kann. Die Aufgabe besteht zunächst in der Abbildung der Eigenwerte, bzw. der Eigenwertkoordinaten auf die Aktivierungswerte. Hierfür wird folgende Aktivierungsfunktion definiert:

$$a = \begin{cases} 1 - 0.5 \cdot \frac{d}{d_{\max}} & 0 \leq d \leq 2d_{\max} \\ 0 & d > 2d_{\max} \end{cases} \quad (1)$$

woraus sich die Gesamtaktivierung eines Punktes berechnet wird:

$$act = \sum_{i=1}^n a \quad (2)$$

Der Abstand d zwischen dem Eigenwert und dem Abtastpunkt berechnet sich nach Bild 6 entsprechend folgender Formel:

$$d = \sqrt{\left(\frac{\sigma_s - \sigma_{ev}}{k_\sigma}\right)^2 + \left(\frac{f_s - f_{ev}}{k_f}\right)^2} \quad (3)$$

mit den Koordinaten (σ_s, f_s) vom Abtastpunkt und (σ_{ev}, f_{ev}) vom Eigenwert, wobei k_σ und k_f Skalierungsfaktoren sind. Die Aktivierungsfunktion liefert für einen Abstand von d_{\max} den Wert 0,5. Dies wäre der Fall, wenn sich der Eigenwert genau zwischen vier Abtastpunkten befindet. Für alle anderen Positionen ist mindestens ein Abtastpunkt näher zum Eigenwert. Folglich wird dieser Punkt auch höher angeregt. Man kann deshalb den Aktivierungswert von 0,5 als Grenzwert für die Entscheidung „Liegt ein Eigenwert in der Nähe des Abtastpunktes?“ heranziehen. Über eine Entfernung von $2d_{\max}$ haben Eigenwerte auf die Aktivierung des Abtastpunktes keinen Einfluss mehr.

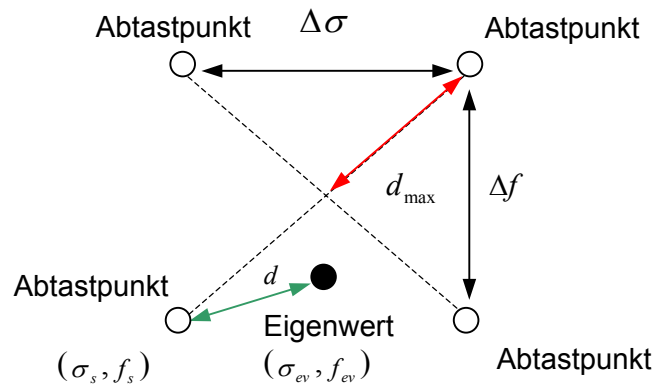


Bild 5: Zur Definition des Abstandes zw. Eigenwerten und Abtastpunkten

Für jedes der vorher berechneten Lastflussszenarien wurden die Aktivierungen aller Abtastpunkte berechnet. Die Aktivierungen enthalten die Information bezüglich der statischen Stabilität und werden deshalb als die gesuchten bzw. zu berechnenden Größen für neue Lastflussszenarien aufgefasst. Diese Aufgabe sollen NN übernehmen. Jeder Zeile von Beobachtungspunkten wird ein separates NN zugeordnet, wobei die Ausgänge dieses NN die Aktivierungen der korrespondierenden Abtastpunkte sind. Am Eingang werden alle NN durch ein und den selben im vorhergehenden Abschnitt beschriebenen Merkmalsvektor gespeist. Der Ansatz ist in Bild 6 veranschaulicht.

NN : Nichtlinearer funktioneller Zusammenhang

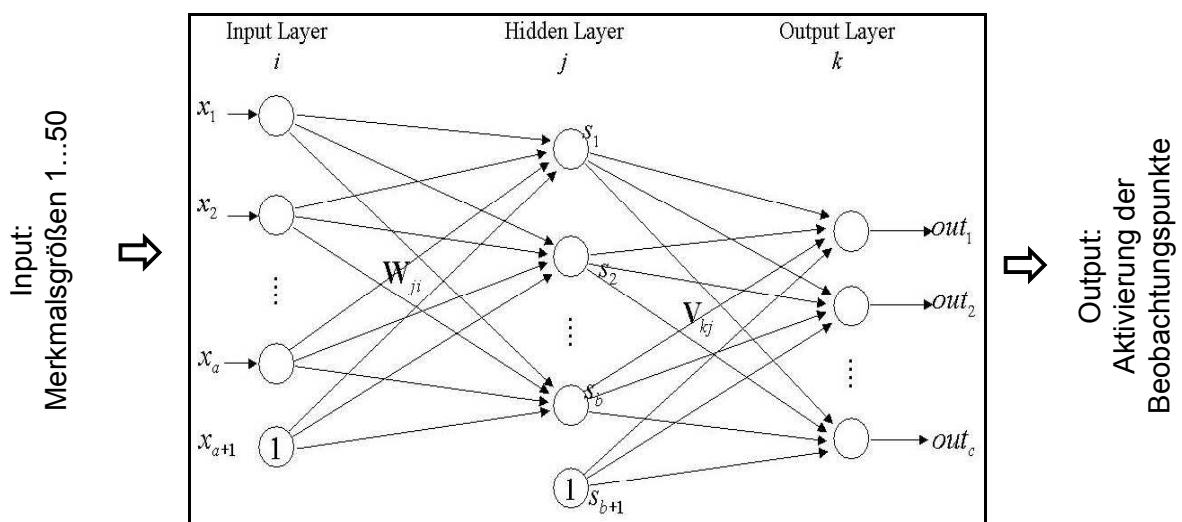


Bild 6: NN-Modell

Die Anzahl der Abtastpunkte in den einzelnen Reihen (Frequenzen) wurde so gewählt, dass unabhängig von der Frequenz ein Dämpfungsbereich von ca. +4% bis -2% erfasst wird.

Die fünf NN wurden mit einem ausgewählten umfangreichen Satz von Trainingsdaten (Lastflussszenarien) trainiert. Anschließend erfolgte der Test mit einem kleineren Satz von Daten. In Bild 7 sind die mit den NN berechneten Aktivierungswerte für ein ausgewähltes Beispiel in einem dreidimensionalen Diagramm über der komplexen Eigenwertebene dargestellt. Dabei ist zwischen den Abtastpunkten linear interpoliert worden. Bereiche die aus der Grenzebene bei der Aktivierung von 0,5 herausragen gelten als aktiviert.

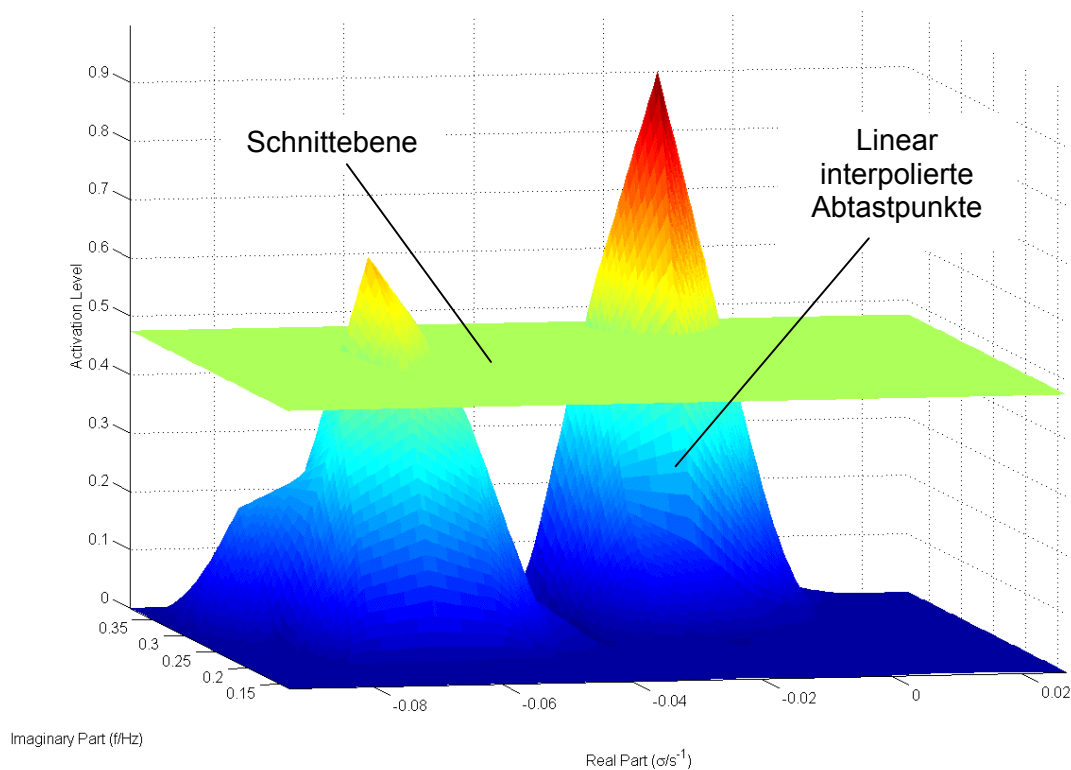


Bild 7: Dreidimensionales Aktivierungsdiagramm für ein ausgewähltes Lastflussszenario

In der Draufsicht in Bild 8 erkennt man die aktivierten Flächen in der komplexen Ebene. Sie lassen sich so interpretieren, dass innerhalb dieser Flächen das Vorhandensein von ein oder mehreren Eigenwerten vorhergesagt wird. Je größer der Aktivierungswert ist (je dunkler die Farbe), um so größer ist die Erwartung, dass die tatsächliche Position des Eigenwertes auch dort liegt. In Bild 8 sind diese Positionen ebenfalls eingetragen, wobei das verwendete Beispiel keineswegs die beste Schätzung darstellt.

Um eine seriöse Aussage über die Güte der beschriebenen Methode treffen zu können, müssen alle untersuchten Fälle statistisch ausgewertet werden. Der Fehler wird wie folgt definiert:

$$\text{Fehler}[\%] = 100 \cdot \frac{\text{Anzahl der falsch vorhergesagten Pattern}}{\text{Anzahl aller Pattern}} \quad (4)$$

Als Fehler gilt, wenn der Eigenwert nicht innerhalb der prognostizierten Region liegt (False Dismissals), oder wenn ein Eigenwert vorhergesagt wird für eine Region, wo kein Eigenwert in Wirklichkeit ist (False Alarm). Tabelle 2 enthält die berechneten Fehler für alle Trainings- und Testfälle.

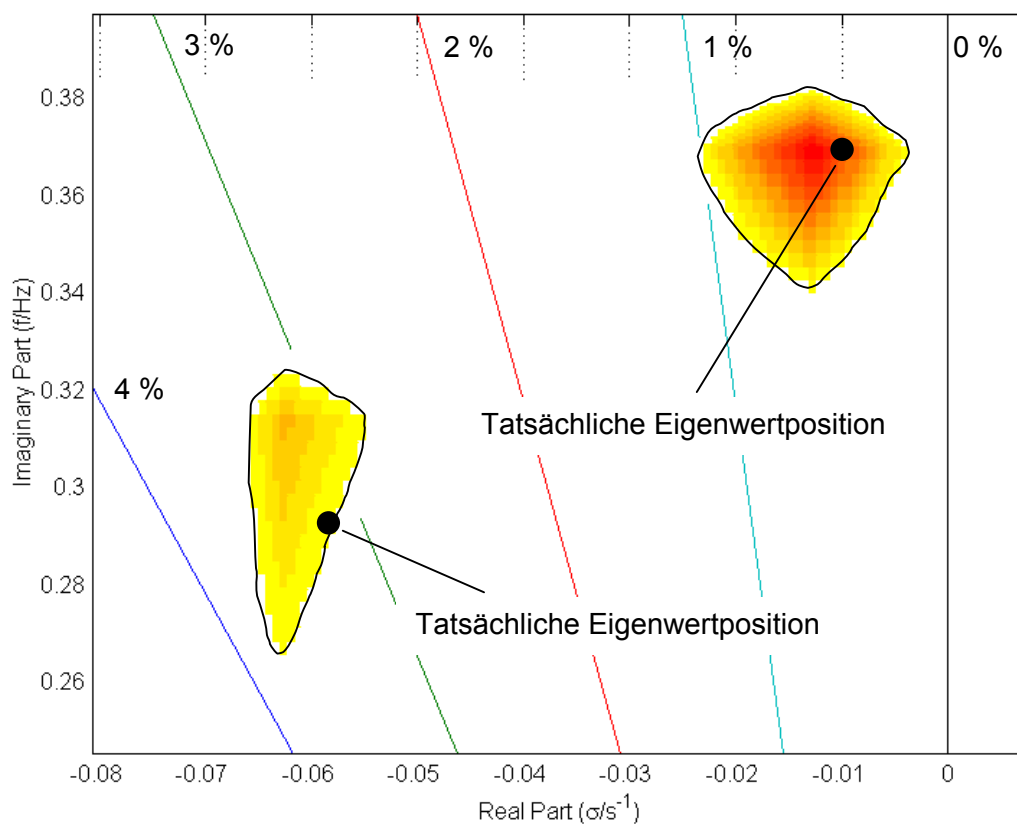


Bild 8: Aktivierte „Eigenwertflächen“ für ein ausgewähltes Netzscenario

Tabelle 2: Fehlerauswertung

	NN Training	NN Test
EW liegt in der Region	99,2 %	97,5 %
EW liegt nicht in der Region	0,8 %	2,5 %
Falscher Alarm	0,0 %	0,0 %

Wie ersichtlich, waren die NN in 99,2 % bzw. 97,5 % der Fälle in der Lage, die Position des Eigenwertes aus den zur Verfügung gestellten Merkmalsgrößen zu bestimmen. In 0,8 % bzw. 2,5 % der Fälle gelang es nicht. Man muss jedoch beachten, dass in diesen „mislungenen“ Fällen der Eigenwert nur knapp außerhalb des vorhergesagten Bereiches lag, woraus klar wird, daß in der Praxis auch diese Prognosen noch zu verwerthen sind. Ein „False Alarm“ trat in keinem der Fälle auf.

Da keine Koordinaten, sondern mögliche Bereiche für Eigenwerte berechnet werden, muss auch noch die Genauigkeit neben der Fehlerbetrachtung untersucht werden. Entsprechend Bild 9 wird die Breite der Eigenwertregion in der Dämpfung

$$\Delta\zeta_{reg} = \zeta_{max} - \zeta_{min} \quad (5)$$

und der Frequenz definiert.

$$\Delta f_{reg} = f_{max} - f_{min} \quad (6)$$

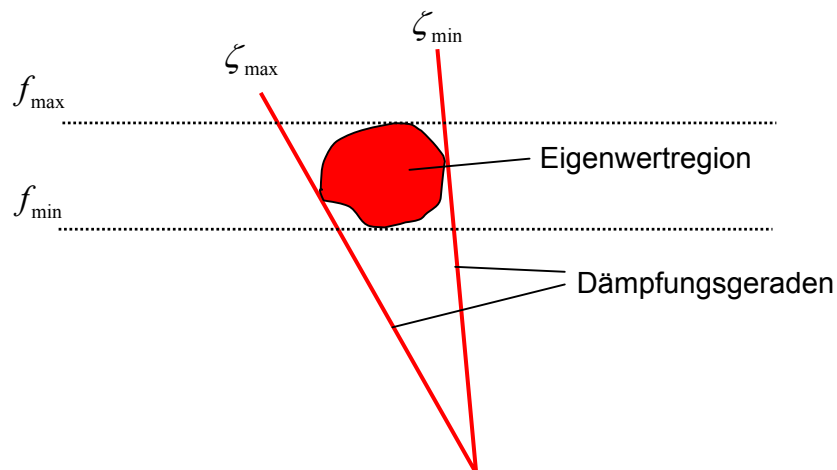


Bild 9: Zur Definition der Genauigkeit der Eigenwertschätzung

In der Tabelle 3 sind die Mittelwerte von $\Delta\zeta_{reg}$ und Δf_{reg} sowie die dazugehörigen Standardabweichungen zusammengestellt.

Tabelle 3: Breite der Eigenwertregion

	NN Training		NN Test	
	Mittelwert	Standardabweichung	Mittelwert	Standardabweichung
$\Delta\zeta_{reg}$	1,038 %	0,430 %	1,035 %	0,429 %
Δf_{reg}	0,055 Hz	0,023 Hz	0,055 Hz	0,024 Hz

Geht man davon aus, dass die Eigenwerte im Zentrum der Region erwartet werden, so lässt sich eine mittlere Genauigkeit für die Dämpfung von $\pm 0.52\%$ und für die Frequenz von ± 0.023 Hz als die Hälfte der mittleren Regionsbreite angeben. Im Prinzip könnte man die prognostizierten Regionen durch geeignete Wahl der Aktivierungsfunktion einengen. Auf diese Weise ließe sich die Genauigkeit erhöhen. Jedoch würde dies auch zu einer Steigerung der Fehlerrate führen, so dass sich das Problem als eine Optimierung zwischen Fehlerrate und Genauigkeit darstellt.

5. Schlussfolgerungen

Die Schätzung bzw. Vorhersage von Interarea-Eigenwerten für eine bestimmte Netzsituation erfordert die Kenntnis von mehreren Prozessgrößen. Diese müssen die charakteristischen Informationen, aus denen der nichtlineare mehrdimensionale Zusammenhang zwischen Netzscenario und Eigenwert hervorgeht, enthalten. Für die Auswahl dieser Größen sollten mathematisch theoretisch fundierte Selektionsverfahren eingesetzt werden. Neuronale Netze sind in der Lage, die Position des Eigenwertes und somit die zu erwartende Schwingungsfrequenz und -dämpfung aus wenigen Prozessgrößen mit ausreichender Genauigkeit zu schätzen. Der vorgestellte Ansatz mit der Aktivierung sog. Beobachtungspunkte eignet sich insbesondere für Netze, wo die Eigenwerte abhängig vom Lastfluss, Schaltzustand und Kraftwerkseinsatz stark variieren und sich überschneiden können.

6. Literatur

- [1] Bachmann, U.; Erlich, I.; Grebe, E.: Analysis of interarea oscillations in the European electric power system in synchronous parallel operation with the Central-European networks, PowerTech 1999 Budapest
- [2] Breulmann, H.; Winter W. et al.: Analysis and Damping of Inter-Area Oscillations in the UCTE/CENTREL Power System, CIGRÉ 2000, Paris
- [3] Fischer, A.; Erlich, I.: Assessment of power system small signal stability based on mode shape information. Bulk Power System Dynamics and Control IREP 2001, Onomichi, Japan, August 2001

- [4] Fischer,A.; Erlich,I.: Impact of long-distance power transits on the dynamic security of Large Interconnected Power Systems. Power Tech 2001, Porto, Portugal, September 2001
- [5] CIGRE-Technical Brochure:"Control of power system oscillations"
CIGRE Task force 07, SC 38, July 1996
- [6] Teeuwsen, S.P.; Erlich, I.; El-Sharkawi, M.A.: Feature Reduction for Neural Network based Small-Signal Stability Assessment, PSCC 2002, Sevilla, Spain, June 24-28, 2002
- [7] S.P. Teeuwsen, I. Erlich, M.A. El-Sharkawi: Small-Signal Stability Assessment based on Advanced Neural Network Methods, angenommen für IEEE PES General Meeting, Toronto, Canada, July 13-17, 2003