

## Neue Methoden zur Erdschlusserfassung und Erdschlussortung

# T4 Anwendung innovativer maschineller Lernverfahren für KI-basierte Lösungen zur Erdschlusserfassung und Erdschlussortung

*Im Rahmen der Energiewende steigt der Anteil elektrischer Energie durch PV- und Windkraftanlagen stetig an. Die Stromerzeugung erfolgt zunehmend dezentral in der Verteilnetzebene bei gleichzeitigem Wegfall großer Kraftwerke und einer tendenziellen Verringerung der zur Verfügung stehenden Kurzschlussleistung. Neben dem steigenden Ausbau erneuerbarer Energien ist zukünftig auch eine zunehmende Elektrifizierung der Mobilität und Wärmeversorgung zu erwarten. Diese Entwicklungen führen dazu, dass Netzbetreiber vorhandene Stromverteilnetze sukzessive ausbauen werden, um deren Stromtragfähigkeit zu erhöhen. Durch den Anstieg der Verkabelung sowie den Zubau von dezentralen Erzeugungsanlagen werden sich Anforderungen an die Erdschlusserfassung und -ortung (EsEO) weiter erhöhen. Der vorliegende Beitrag verwendet künstliche Intelligenz (KI) als datenbasierter Ansatz für die Erfassung und Ortung von Erdschlüssen in isoliert und kompensiert betriebenen Stromverteilnetzen. Die Anwendung des Verfahrens und die Darstellung der Ergebnisse erfolgen für ein synthetisches 20-kV-Kabelnetz. Erste Untersuchungen zeigen, dass sich die KI-basierte Erdschlusserfassung und -ortung (KI-EsEO) durch eine hohe Genauigkeit, geringe Rechenzeiten und damit kurze Reaktionszeiten auszeichnen.*

## Einleitung

Die steigende Anzahl dezentraler Erzeugungsanlagen und die voranschreitende Elektrifizierung der Sektoren Verkehr und Wärme stellen die Verteilnetzbetreiber vor große Herausforderungen. Zur Erhöhung der Stromtragfähigkeit und der damit einhergehenden Umbaumaßnahmen der Stromverteilnetze werden Freileitungen zunehmend durch Kabel ersetzt und neu errichtete Leitungstrassen im Mittelspannungsnetz fast ausschließlich, im Hochspannungsnetz zu einem großen Anteil mit Kabelsystemen realisiert [1]. Die Sternpunktbehandlung hat einen direkten Einfluss auf die im Falle von Leiter-Erd-Fehlern fließenden Fehlerströme. Die in kompensiert betriebenen Stromverteilnetzen eingesetzte Resonanzsternpunktterdung dominiert in den betrachteten Spannungsebenen. Statistiken zeigen, dass der 1-polige Erdfehler (Erdschluss) eine der häufigsten Fehlerarten ist. Aufgrund der stationären und insbesondere transienten Überspannungen steigt in Stromnetzen mit Resonanzsternpunktterdung bei anstehendem Erdschluss die Gefahr, dass sich der Fehler zu einem Doppelerdkurzschluss ausweitet und durch den selektiven Kurzschlussschutz abgeschaltet werden muss. Für die Gewährleistung einer sicheren und zuverlässigen Stromversorgung ist es daher notwendig, den erdschlussbetroffenen Leitungsabgang schnell und selektiv zu erfassen und den Erdschlussort zu lokalisieren.

## Verfahren zur Erdschlussortung

Die Verfahren zur Erdschluss-Richtungserfassung lassen sich in stationäre und transiente Verfahren unterteilen. Die stationären Verfahren analysieren die Effektivwerte der Ströme und Spannungen vorzugsweise im Nullsystem, wohingegen die transienten Verfahren die Aufladeschwingung des Stromnetzes auch hier vorzugsweise im Nullsystem auswerten. Konventionelle Erdschlussortungsverfahren sind meist nur für die Erkennung von niederohmigen Erdschlüssen geeignet. Eine Ausnahme bilden hier Verfahren, die statt der Nullströme die Ladungen im Nullsystem auswerten. Aufgrund der hohen Komplexität bekannter Erdschlussortungsverfahren wurde untersucht, ob Verfahren aus dem Arbeitsgebiet der KI grundsätzlich in der Lage sind, eine selektive Erdschlussortung durch Auswertung der im Erdschlussfall auftretenden stationären und/oder transienten Spannungen und Ströme zu ermöglichen.

Verfahren der KI lernen komplexe Muster und setzen diese im operativen Betrieb hoch performant um. Anforderungen an die benötigte Hardware sind eher gering einzuschätzen. Die vorliegende Arbeit präsentiert die Kombination einer klassischen Netzsimulation zur Berechnung transienter Ausgleichsvorgänge, die zum Training der KI-Modelle benötigt werden, und einem KI-Modell zur Erfassung und Ortung von Erdschlüssen. Durch die besonderen Fähigkeiten der KI, Merkmale insbesondere in den berechneten Ausgleichsvorgängen nach Erdschlusseintritt zu erkennen, ergeben sich wesentliche Vorteile gegenüber konventionellen Verfahren der EsEO.

## Grundlagen der Künstlichen Intelligenz

Die KI als Teilgebiet der Informatik gewinnt gegenwärtig zunehmend an Bedeutung und ist zu einer wesentlichen Technologie avanciert. Als Bestandteile der KI verfolgen Machine Learning und darüber hinaus das Deep Learning das Ziel neue Algorithmen (Modelle) zu finden, die auf Basis von vorgegebenen und aufbereiteten Daten Entscheidungen und Bewertungen liefern können. Der gesamte Prozess bei Deep Learning hängt primär von der Qualität und Menge der Eingabedaten ab und erfordert hohe Rechenleistungen, um eine hohe Genauigkeit des Trainings zu erzielen. Eine Sonderform künstlich neuronaler Netze (KNN) ist das Convolutional Neural Network (CNN). Es handelt sich dabei um vorwärtsgerichtete neuronale Netze, die sich besonders für die Extraktion von Merkmalen aus Bildern und Videos eignen. Das biologische Vorbild von CNNs ist die Informationsverarbeitung im visuellen Kortex des Gehirns. Die biologischen Neuronen sind so angeordnet, dass sie ein zu lösendes globales Problem in eine Abfolge von kleineren und leichter zu lösenden Schritten verwandeln [2]. Im Rahmen dieser Arbeit werden CNNs eingesetzt, um aus

vielen mit einem Netzberechnungsprogramm für die Trainingsphase der KI-Systeme berechneten transienten Ausgleichsvorgängen nach Erdchlussseintritt die Merkmale des Erdschlusses zu extrahieren und die Erdchlussrichtung zu berechnen.

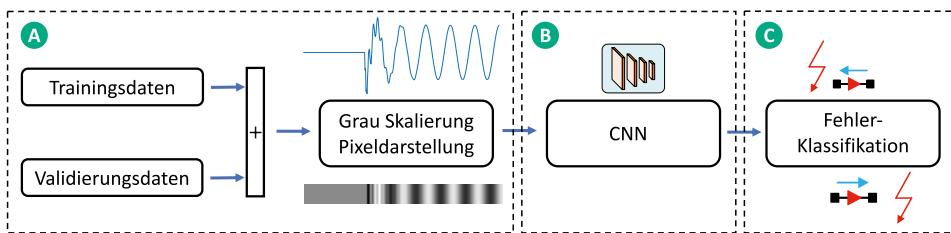


Bild 1: Strukturelle Darstellung der Methodik der KI-basierten Erdchluss erfassung und Lokalisierung [4]

### Methode der Erdchlussrichtungserkennung und -ortung mit Convolutional Neural Networks

Das Framework der KI-EsEO besteht aus drei Teilsystemen. Bild 1 zeigt die strukturelle Darstellung der Methodik. Im ersten Schritt (A) findet die synthetische Generierung der Trainingsdaten, im zweiten Schritt (B) das Training der KI-Systeme und im dritten Schritt (C) die Ausführung der Fehlerklassifikation statt. Die für das Training erforderlichen Daten liefert dabei ein klassisches Netzberechnungsprogramm zur Berechnung transienter Ausgleichsvorgänge (ATPDesigner/ATP [3]). Ein Fallgenerator erzeugt eine große Anzahl möglicher Fehlerfälle unter Berücksichtigung verschiedener Fehlerintrittsbedingungen (z.B. Übergangswiderstand, Fehlerintrittswinkel, usw.). Das transiente Simulationsmodell im Netzberechnungsprogramm berechnet die generierten Erdchlussfälle und speichert die Ergebnisse in einer Datenbank.

Zur Vermeidung von Overfitting<sup>1</sup>, also einer Überanpassung der KNN, und der Annäherung an reale Bedingungen wird zu den Trainingsdaten ein gaußsches Rauschen hinzugefügt. Nach Abschluss der Falldatengenerierung werden die berechneten transienten Ausgleichsvorgänge in Bilder transformiert. Dabei wird jedem Zeitpunkt ein grau skalierte Pixel zugeordnet. Durch die Aneinanderreihung dieser Pixel entstehen eindimensionale Bilder, welche den zeitlichen Verlauf einer elektrischen Größe repräsentieren. Die Transformation mehrerer Zeitverläufe führt zu zweidimensionalen Bildern. Im Rahmen dieser Arbeit erfolgte die Generierung zweidimensionaler Bilder unter Berücksichtigung der drei Leiter-Erd-Spannungen, der Nullsystemspannung und des Erdstromes. Mit Hilfe wei-

terer Pixelreihen lassen sich sowohl der Schaltzustand des Stromnetzes als auch der Erdchlussort mitberücksichtigen.

### Anwendung in einem synthetischen 20-kV-Kabelnetz

Die Anwendung der KI-EsEO erfolgte im Labor mit einem synthetischen 20-kV-Kabelnetz mit der Möglichkeit einer isolierten oder kompensierten Betriebsweise. Die Ausgleichsvorgänge wurden mit Hilfe des Netzberechnungsprogrammes ATPDesigner/ATP [3] berechnet. Die Netztopologie ist in Bild 3 dargestellt. Das betrachtete Kabelnetz besteht aus je einem Erdchlussortungssystem am Anfang der Abgänge A, B und einem Ersatzmodell für das fehlerfreie Restnetz. Das Schutzgerät P<sub>2</sub> zeigt den Erdchluss im Abgang 2 in Rückwärtsrichtung und das Schutzgerät P<sub>3</sub> in Vorwärtsrichtung an. Nach der Generierung der Trainingsdaten erfolgt die Auswahl einer CNN-Modellarchitektur und das Training des CNNs, d.h. des KI-Systems. Bild 2 zeigt die Trainingsergebnisse.

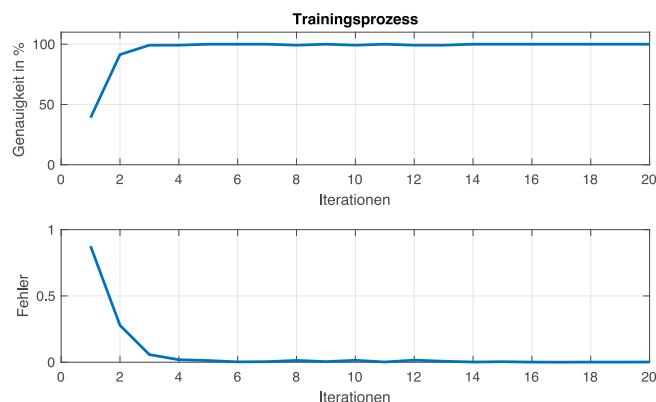


Bild 2: Trainingsprozess – Genauigkeit

1 Die Überanpassung (engl. Overfitting) führt dazu, dass das Modell die Trainingsdaten gut, den zugrundeliegenden Zusammenhang jedoch schlecht abbildet, und somit nicht gut genug auf andere Daten generalisieren kann.

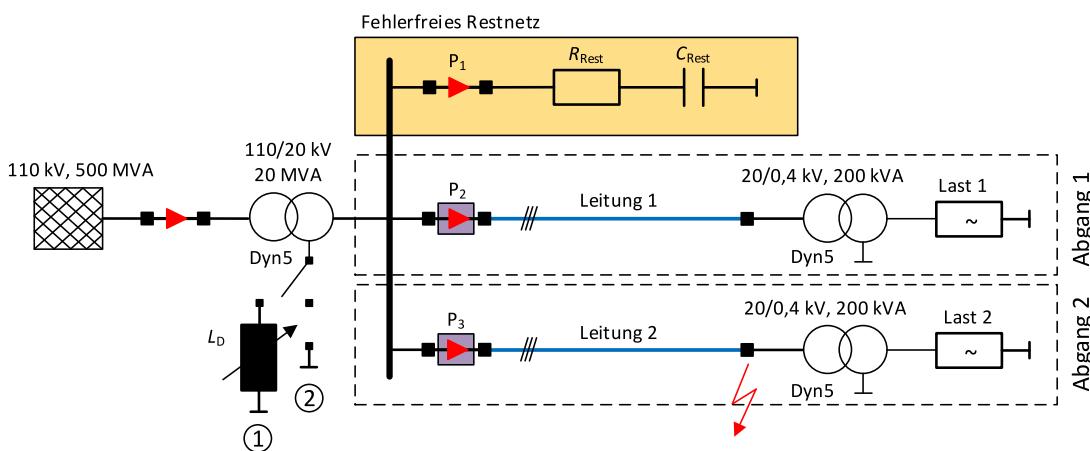


Bild 3: Synthetisches Referenznetz

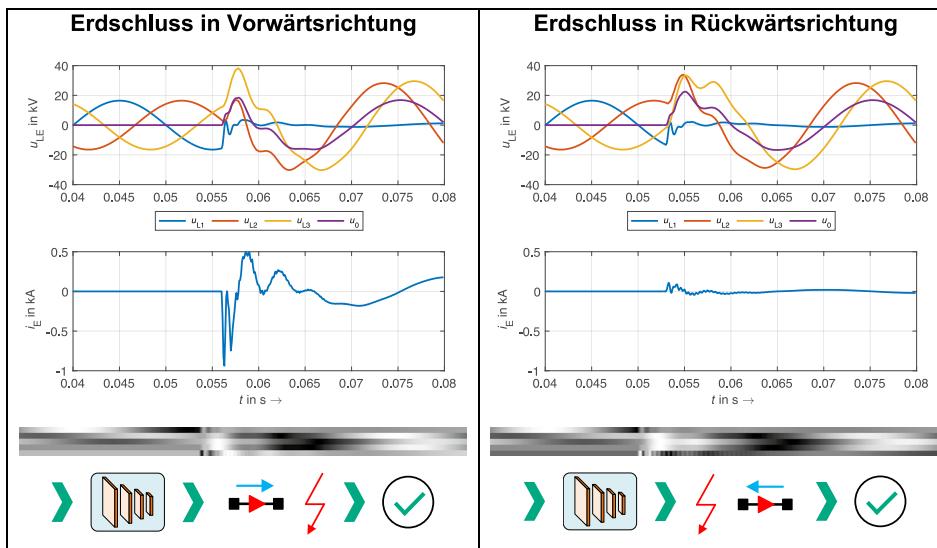


Bild 4: Ausführung der Erdschlussrichtungserfassung in einem 20-kV-Kabelnetz

Bereits nach wenigen Iterationen liefert das KI-System die Fehlerklassifikation „vorwärts“ oder „rückwärts“ mit einer hohen Performance. Die Validierungsgenauigkeit des KI-Systems nach dem Trainingsprozess liegt bei 98,6 %. Nach Abschluss der Trainingsphase kann das KI-System zur EsEO eingesetzt werden. Mit Hilfe des Netzberechnungsprogramms ATPDesigner/ATP wurden in dem dargestellten 20-kV-Kabelnetz Erdschlüsse mit unterschiedlichen Randbedingungen, wie z. B. einer Variation des Übergangswiderstandes am Erdschlussort simuliert und die berechneten Ausgleichsvorgänge von Spannungen und Strömen in das trainierte KI-System eingespeist. In dem dargestellten Beispiel erfolgt die Ausführung der KI-EsEO für je einen Fehler in Vorwärts- und Rückwärtsrichtung (siehe Bild 4).

Die für die beiden ausgewählten Erdschlussfälle berechneten Leiter-Erdspannungen, Nullsystemsspannungen und Erdströme werden in zwei Bilder transformiert und dem CNN-Modell als Kern der KI-EsEO übergeben. Das CNN-Modell führt anschließend die Klassifikation durch und gibt die Fehlerrichtung aus. In dem vorliegenden Beispiel wurden beide Erdschlussrichtungen korrekt berechnet.

### Zusammenfassung und Ausblick

Die entwickelten CNN-Modelle als Kern des KI-Systems zeigen sich nach ersten Laboruntersuchungen als geeignete Klassifikatoren für die Erkennung und Ortung von Erdschlüssen. Die daten- und rechenintensive Trainingsphase erfolgt offline und erfordert den Einsatz von Netzberechnungsprogrammen, die stationäre Netzzustände aber auch dynamische Ausgleichsvorgänge im Erdschlussfall berechnen können. Die CNN-Modelle liefern im Online-Betrieb die Klassifikationen, d. h. die EsEO, sehr schnell und robust auch gegenüber fehlenden oder verfälschten Eingangssignalen. Zur Berücksichtigung exogener Beeinflussungen (z. B. Temperatur, Luftfeuchtigkeit, usw.) können die generierten Bilder für das offline Training der CNN-Modelle um zusätzliche Pixelketten erweitert werden. Durch eine Wiederholung der Trainingsphase können die online eingesetzten KI-Systeme verbessert und bei Bedarf upgedatet werden.

Gerade die Trennung zwischen der offline Trainingsphase und dem online Einsatz von KI-EsEO bietet eine hohe Flexibilität für zukünftige Entwicklungen, Anpassungen und Anwendungsmöglichkeiten. Die zukünftige Forschungsarbeit erstreckt sich von der Implementierung des Verfahrens auf entsprechender Industriehardware hin zu der Validierung in einem Feldtestgebiet. Darüber hinaus werden als nächstes die KI-EsEO intermittierender Erdschlüsse untersucht.

### Literaturverzeichnis

- [1] VDE ETG, Leitfaden zur Sternpunktbehandlung in Netzen bis 110 kV (D-A-CH), Berlin: VDE Verlag GmbH, 2022.
- [2] M. Deru und A. Ndiaye, Deep Learning mit TensorFlow, Keras und TensorFlow.js, Rheinwerk Verlag, 2020.
- [3] M. Igel, „ATPDesigner,“ 01 11 2022. [Online]. Available: [www.atpdesigner.de](http://www.atpdesigner.de) .
- [4] A. Winter und M. Igel, „Innovative maschinelle Lernverfahren für KI-basierte Lösungen zur Erdschlussrichtungserkennung und -ortung,“ in STE 2022 - Sternpunktbehandlung in Netzen bis 110 kV (D-A-CH), Esslingen, 2022.



Andreas Winter, M.Sc.

Institut für Elektrische Energiesysteme  
Hochschule für Technik und Wirtschaft  
des Saarlandes



Prof. Dr.-Ing. Michael Igel

Institut für Elektrische Energiesysteme  
Hochschule für Technik und Wirtschaft  
des Saarlandes