



Hosting Capacity Analyse

Die stetig wachsende Zahl an Netzanschlussbegehren stellt Verteilnetzbetreiber vor die Herausforderung, Kapazitäten schnell und skalierbar zu bewerten. Hosting Capacity Analysen werden dabei zu einem zentralen Instrument, das die gezielte Netzintegration dezentraler Anlagen ermöglicht.

Mit dem massiven Zubau dezentraler Erzeugungsanlagen, Heimspeichern, Elektrofahrzeugen, Wärmepumpen und Rechenzentren steigt der Bedarf an Netzanschlusskapazitäten im Verteilnetz erheblich. Verteilnetzbetreiber sehen sich mit einem wachsenden Volumen an Netzanschlussanfragen konfrontiert, deren Bearbeitung nach klassischen, rechenintensiven Lastflussverfahren nicht mehr wirtschaftlich skalierbar ist. Ursache hierfür ist insbesondere der hohe Aufwand, da jede Anschlussanfrage auf Basis detaillierter Lastflussberechnungen unter Berücksichtigung verschiedener Netz- und Betriebsszenarien einzeln bewertet werden muss. Dabei sind typischerweise unterschiedliche Einspeise- und Lastsituationen, Auslastungsfälle der Betriebsmittel sowie Spannungsband- und Schutzgrenzbedin-

gungen zu berücksichtigen, was zu einer Vielzahl an zu simulierenden Szenarien pro Netzanschlussfall führt. Die Hosting Capacity Analyse (HCA) bewertet, wie viel dezentrale Einspeise- oder Verbrauchsleistung ein Netzknoten oder -abschnitt aufnehmen kann, ohne Grenzwertverletzungen hinsichtlich Spannung, thermischer Grenzen oder Kurzschlussleistung zu verursachen (Ding, 2017) (siehe Abbildung 1).

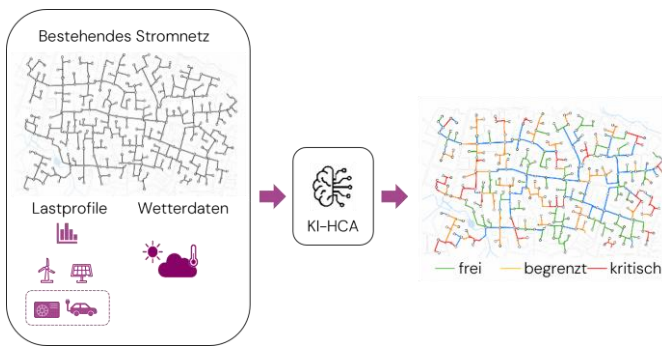


Abbildung 1: Schematische Darstellung einer KI-basierten HCA

Datenbasierte Ansätze ermöglichen dabei eine Beschleunigung der Berechnung, die Durchführung stochastischer Analysen über tausende Szenarien sowie den Übergang von statischen zu dynamischen und probabilistischen Kapazitätsaussagen (Siddique, 2026).

Bewertung der Umsetzbarkeit

Die datenbasierte HCA erfordert keine Echtzeit-Integration in operative Steuerungssysteme und weist keine unmittelbare Sicherheitsrelevanz auf. Gleichzeitig besteht ein erheblicher operativer Bedarf, der durch das wachsende Volumen an Netzanschlussanfragen getrieben wird.

Zur Bewertung der Umsetzbarkeit einer datenbasierten Hosting-Capacity-Analyse werden im Folgenden der Stand der Technik, der Datenbedarf und die Datenqualität, der Implementierungsaufwand sowie regulatorische und sicherheitsrelevante Aspekte genauer untersucht.

Stand der Technik

Die datenbasierte Hosting Capacity Analyse gehört zu den technologisch ausgereiften datenbasierten Anwendungsfällen. Sie profitiert von der breiten Forschung zu datenbasierten Lastflussberechnungen, die in den vergangenen Jahren erhebliche Fortschritte erzielt hat. In einigen Ländern ist HCA bereits regulatorisch verankert und wird mit KI-beschleunigten Methoden in der Praxis eingesetzt.

KI-Methoden wie Deep Neural Networks (DNN) oder Graph Neural Networks (GNN) haben sich für die HCA als besonders geeignet erwiesen. GNN-Ansätze sind bei heterogenen Netztopologien besonders geeignet, da sie die Netzstruktur als Graph repräsentieren und damit eine bessere Generalisierung auf unbekannte Netzabschnitte ermöglichen als reine DNN-Ansätze. Für probabilistische HCA, bei der Kapazitätskorridore statt deterministischer Grenzwerte ausgegeben werden, sind Gaussian-Process-Modelle und Ensemble-Methoden geeignet (Siddique, 2026), (Qammar, 2023).

Datenbedarf, Datenverfügbarkeit & Datenqualität

Die Datenlage für HCA ist günstiger als für operative Anwendungsfälle, da der Bedarf an Echtzeitmessdaten entfällt und Trainingsdaten zu einem großen Teil synthetisch generiert werden können. Gleichwohl bestehen strukturelle Einschränkungen, die insbesondere die Qualität der Topologiedaten betreffen.

Datenbedarf

Der Datenbedarf unterteilt sich in Trainings- und operative Eingangsdaten. Für das Training werden Netztopologie und Leitungsparameter (Leitungslängen, Querschnitte, Impedanzen) sowie Stammdaten der Netzkomponenten benötigt, z. B. Transformatordaten (Nennleistung, Kurzschlussspannung). Ergänzend sind PV-Anlagendaten (Leistung, Ausrichtung, Neigung) sowie historische Lastgänge an MS/NS-Abgängen (15-Minuten-Auflösung) erforderlich. Eine wesentliche Besonderheit des Anwendungsfalls ist, dass klassische Lastflusssimulationen als Grundlage für die Erzeugung synthetischer Trainingsszenarien dienen: Die Simulation liefert physikalisch konsistente Labels, auf deren Basis das KI-Modell trainiert wird, um die Lösung approximativ und deutlich schneller zu berechnen.

Operativ benötigt die HCA die aktuelle Netztopologie (z. B. als Geografisches Informationssystem (GIS)-Export), bestehende Einspeise- und Lastpunkte mit aktuellen Betriebswerten sowie Angaben zum Anschlusspunkt, zur Leistung und zur Technologie des jeweiligen Anschlussbegehrens (Wu, 2019), (Qammar, 2023).

Datenverfügbarkeit & Datenqualität

Transformatordaten und Stammdaten sind in der Regel gut verfügbar. Historische Lastgänge an MS-Abgängen liegen üblicherweise in SCADA-Historian-Systemen vor, wenngleich in unterschiedlicher Qualität und Vollständigkeit. PV-Anlagendaten sind über das Marktstammdatenregister verfügbar, weisen jedoch Unschärfen bei Kleinanlagen auf. Spannungsmessungen an NS-Knoten sind die am schlechtesten verfügbare Datenkategorie.

Die GIS-Qualität ist der kritische Engpassfaktor für die HCA. Veraltete GIS-Einträge, nicht dokumentierte Provisorien, fehlende Leitungsparameter und nicht aktualisierte Ringschlussöffnungen führen zu systematisch falschen HCA-Ergebnissen – unabhängig von der Modellqualität. VNBs, die in ihre Topologiedaten investieren, schaffen die wesentliche Voraussetzung für einen produktiven datenbasierten HCA-Betrieb. Dazu gehört auch eine kontinuierliche GIS-Pflege.

Der Performance-Vorteil von KI gegenüber klassischen Methoden ist bei der HCA besonders ausgeprägt, da für eine belastbare Kapazitätsaussage stochastische Analysen über tausende Szenarien notwendig sind, die ohne KI-Einsatz nur mit hohem Rechenaufwand durchführbar sind. KI ermöglicht hier eine Qualitätsverbesserung, die mit klassischen Methoden wirtschaftlich nicht realisierbar wäre. Die Durchführung von Millionen von Lastflussszenarien über eine Vielzahl möglicher Last- und Einspeisekombinationen in einem Netzabschnitt wird erst durch die KI-Beschleunigung praktisch umsetzbar (Islam, 2023).

Implementierungsaufwand & Ressourcenbedarf

Eine Schnittstelle zu GIS-Systemen und Netzberechnungstools ist erforderlich, um Topologiedaten zu beziehen und KI-Ergebnisse gegen physikalische Referenzlösungen zu validieren. Eine wesentliche Besonderheit des Anwendungsfalls ist die Möglichkeit der synthetischen Datengenerierung. Da klassische Lastflussberechnungen valide Trainingsdaten liefern, kann die KI darauf trainiert werden, diese physikalisch korrekte Lösung approximativ und schnell zu berechnen. Dies reduziert die Abhängigkeit von realen Messdaten erheblich.

VNBs stehen dabei vor folgenden strategischen Entscheidungen:

- **Make or Buy:** Eigenentwicklung vs. Einsatz marktreifer HCA-Lösungen – spezialisierte Dienstleister und erste Produkte entstehen, insbesondere für standardisierte Netztypen.
- **Cloud vs. On-Premise:** Netzmodell- und Topologiedaten sind weniger sensitiv als Echtzeit-Netzzustandsdaten, sodass Cloud-Deployment grundsätzlich möglich ist.
- **Kollaborative vs. individuelle Entwicklung:** Gemeinsame Modellentwicklung für ähnliche Netzstrukturen über VNBs hinweg kann den Aufwand erheblich reduzieren.
- **Open Source vs. proprietär:** Verfügbare Frameworks (PyTorch Geometric für GNN, scikit-learn) ermöglichen einen Einstieg mit überschaubarem Lizenzaufwand.

Dementsprechend empfiehlt sich eine differenzierte Strategie je nach Ausgangssituation des VNBs. Größere VNBs mit heterogenen Netztopologien und hohem Antragsvolumen profitieren von einer internen oder kollaborativen Entwicklung, da netzspezifische Anpassungen die Modellgüte wesentlich beeinflussen. Kleinere VNBs mit standardisierten Netzstrukturen können hingegen auf marktreife Dienstleisterlösungen zurückgreifen, die einen schnellen Einstieg bei überschaubarem Aufwand ermöglichen.

Eingriffstiefe der Anwendung in Prozesse

Die Integration berührt GIS-Systeme (Topologiedaten als primäre Eingabe), Netzberechnungstools zur Validierung, Kundenportale und Antragsmanagement-Systeme sowie Historian- und Messdatenbanken. Die Eingriffstiefe in die Prozesse ist dabei maßgeblich vom gewählten Integrations- und Automatisierungsgrad abhängig.

- Im Parallelbetrieb (Stufe 1) liefert die datenbasierte HCA Kapazitätskennzahlen als Input für Netzplaner, ohne dass operative Relevanz entsteht. Die Entscheidung über den Netzanschluss verbleibt vollständig beim Menschen. Eine minimale Systemintegration (z. B. GIS-Integration) ist dabei ausreichend. Die Umsetzbarkeit ist auf dieser Stufe als sehr hoch einzustufen.
- In der ergänzenden Funktion (Stufe 2) fließen HCA-Ergebnisse automatisiert in den Netzanschlussprozess ein, z. B. als automatische Vorbewertung eingehender Anträge, während Grenzfälle der menschlichen Prüfung überlassen werden. Schnittstellen zu Kundenportal, GIS und Netzberechnungstool sind erforderlich. Die Umsetzbarkeit ist als hoch zu bewerten.
- Die vollständige Substitution (Stufe 3) sieht eine vollautomatisierte Netzanschlussentscheidung ohne menschliche Freigabe vor. Dies ist rechtlich noch nicht etabliert und haftungsrechtlich ungeklärt. Die Umsetzbarkeit ist daher als niedrig einzustufen.

Risiken sind primär wirtschaftlicher und rechtlicher Natur. Zu optimistische Kapazitätsaussagen führen nach Netzanschluss zu Grenzwertverletzungen, die Einspeisemanagement oder kostspielige Netzausbaumaßnahmen nach sich ziehen und damit wirtschaftlichen Schaden sowie regulatorische Konsequenzen verursachen. Zu pessimistische Kapazitätsaussagen können Anschlussbegehren blockieren, Haftungsansprüche nach §8 EEG auslösen und die Netzintegration neuer dezentraler Anlagen verlangsamen.

Robustheit & Fehlertoleranz

Die Robustheit und Fehlertoleranz dieser Ansätze hängen vor allem von ihrem Umgang mit Unsicherheit, Datenqualität und Modellannahmen ab. In der Literatur werden einige datenbasierte HCA-Verfahren explizit so gestaltet, dass Unsicherheiten (Prognoseunsicherheiten, Datenfehler) modelliert und Risiken quantifiziert werden. Robustheit entsteht vor allem durch probabilistische bzw. robuste Optimierung, szenariobasierte Verfahren, räumlich-zeitliche ML-Modelle

und aktive Lernstrategien (Liu, 2025). Unabhängig vom gewählten Verfahren bleibt die Fehlertoleranz datenbasierter Modelle jedoch grundsätzlich durch ihre Datengrundlage begrenzt. Sind relevante Betriebszustände in den Trainingsdaten nicht ausreichend abgedeckt oder die Messdaten fehlerhaft, wirkt sich dies unmittelbar auf die Qualität der Ergebnisse aus. Eine sorgfältige Datenaufbereitung sowie ein kontinuierliches Re-Training, etwa bei Änderungen der Netztopologie oder des Anlagenbestands, sind daher für einen verlässlichen Einsatz entscheidend.

Erklärbarkeit & Nachvollziehbarkeit

Eine praktische Anforderung an die Erklärbarkeit ergibt sich daraus, dass Netzplaner verstehen müssen, welche Engpassstelle (Leistungsüberlastung, Spannungsbandverletzung) die Kapazitätsgrenze bestimmt. Anschlussnehmer haben ein Recht auf Begründung einer Ablehnung nach §8 EEG. Die Bundesnetzagentur kann Netzanschlussentscheidungen überprüfen, was eine auditierbare Dokumentation der HCA-Ergebnisse erfordert. Aktuelle datenbasierte Ansätze im Bereich Hosting Capacity konzentrieren sich bislang primär auf Prognosegenauigkeit und Rechenzeit, während die systematische Integration von Erklärbarkeitsmethoden noch begrenzt ist. Verfahren der erklärbaren KI (Explainable AI), wie beispielsweise SHAP¹, sind grundsätzlich gut entwickelt und in der Energietechnik erprobt, werden im spezifischen Kontext der HCA jedoch bislang nur eingeschränkt genutzt. Gleichzeitig bieten diese Methoden das Potenzial, die Einflussfaktoren auf die Kapazitätsgrenzen systematisch zu analysieren und sichtbar zu machen, beispielsweise in Bezug auf Netzparameter wie Leitungsdimensionierung, Transformatorauslastung oder Netzstruktur. Damit können sie einen wichtigen Beitrag zur Nachvollziehbarkeit und zur Akzeptanz von KI-basierten Verfahren in diesem Anwendungsfeld leisten.

Organisatorische & regulatorische Rahmenbedingungen

Der stärkste Treiber für datenbasierte HCA ist das hohe Antragsvolumen. PV-Anlagen, Speicher, Wärmepumpen, Rechenzentren und Ladeinfrastruktur generieren eine wachsende Zahl von Netzanschlussanfragen, deren manuelle Bearbeitung nicht mehr bewältigt werden kann. Datenbasierte HCA ermöglicht eine drastische Reduktion der Bearbeitungszeit. Dieser Bedarf ist in §8 EEG begründet. Die Vorschrift verpflichtet VNBS dazu, EE-Anlagen unverzüglich

und vorrangig anzuschließen. Eine Ablehnung oder Verzögerung ist nur bei nachgewiesener Kapazitätserschöpfung zulässig und erfordert zudem die Benennung eines alternativen Verknüpfungspunkts (Erneuerbare-Energien-Gesetz (EEG 2023), § 8 Anschluss, 2023). Datenbasierte Verfahren können die Durchführung der zugrunde liegenden Analysen insbesondere durch eine effizientere Auswertung umfangreicher Szenariobetrachtungen unterstützen und damit die Bearbeitungszeiten im Prozess reduzieren.

Kosten-Nutzen-Analyse

Der Nutzen der datenbasierten Hosting Capacity Analyse ist erheblich und adressiert sowohl operative Effizienz im Netzanschlussprozess als auch strategische Planungsqualität. Bei günstiger Datenlage, vor allem guter GIS-Qualität, ist dieser Anwendungsfall kurzfristig umsetzbar und weist ein sehr günstiges Verhältnis von Nutzen zu Implementierungsrisiko auf.

Datenbasierte HCA ermöglicht eine drastische Beschleunigung des Netzanschlussprozesses. Während klassische Lastflussberechnungen für große Niederspannungsnetze lange Rechenzeit beanspruchen, liefert ein trainiertes KI-Modell äquivalente Ergebnisse in Sekunden bis Minuten. Dies erlaubt eine schnellere, effizientere und für größere Netze skalierbare Bearbeitung eingehender Anträge. Durch die Approximation komplexer physikalischer Zusammenhänge entfällt die Notwendigkeit wiederholter aufwändiger Simulationen, wobei gleichzeitig der Datenbedarf sinkt, da belastbare Ergebnisse auch ohne vollständige Netztransparenz erzielt werden können. Zusätzlich ermöglicht die datenbasierte HCA den Übergang von deterministischen zu probabilistischen Kapazitätsaussagen, was flexiblere und wirtschaftlich vorteilhaftere Netzanschlussbedingungen eröffnet. Durch dynamische HCA können zudem zeitvariable Kapazitäten abgebildet werden, die eine bessere Ausnutzung bestehender Netzkapazitäten ermöglichen und dadurch den Bedarf an Netzausbaumaßnahmen reduzieren oder zeitlich verschieben (Siddique, 2026).

Über den unmittelbaren Prozessnutzen hinaus ermöglicht datenbasierte HCA einen systematischen Wissensgewinn über das Verhalten des Netzes unter variierenden Einspeise- und Lastbedingungen. Muster in Kapazitätsgrenzen können identifiziert und in die langfristige Netzausbauplanung eingespeist werden. Mit wachsender Datenbasis durch zunehmende Smart-Meter-Durchdringung und vollständigere Anlagenregistrierung verbessert sich die Modellqualität kontinuierlich. Die gewonnenen Erkenntnisse über

¹ SHAP (SHapley Additive exPlanations) ist eine Methode zur Erklärung von KI-Modellentscheidungen durch Quantifizierung des Einflusses einzelner Eingangsvariablen.

Gleichzeitigkeitseffekte dezentraler Anlagen sind dabei nicht auf die HCA beschränkt, sondern fließen in Betriebsmittelauslegung und Investitionsplanung ein (Siddique, 2026).

Einmalige Investitionskosten

Wesentliche Kostentreiber der einmaligen Investitionskosten (CAPEX) sind die Dateninfrastruktur und GIS-Qualitätssicherung als vorgelagerte Voraussetzung, die Modellentwicklung und das Training sowie die Validierung gegen physikalische Referenzlösungen, wie aus Abbildung 2 hervorgeht.

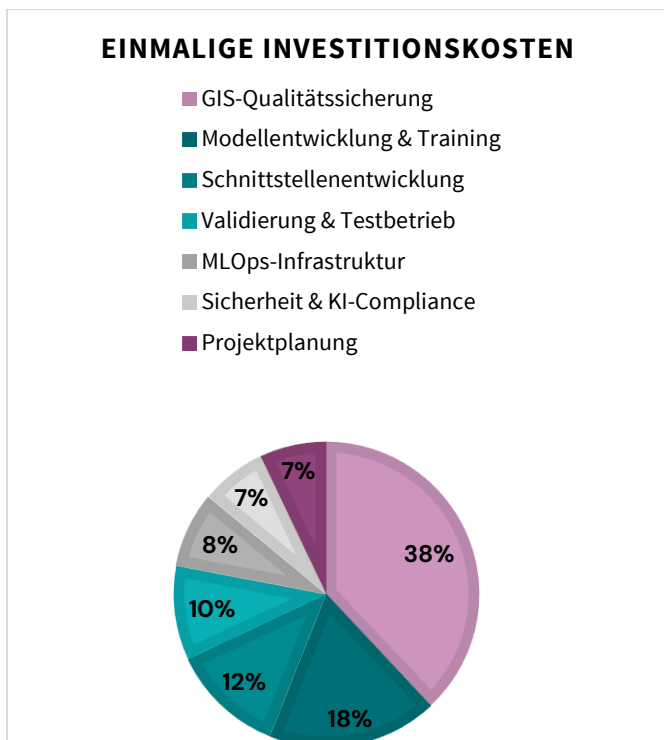


Abbildung 2: Einmalige Investitionskosten. Anteile sind indikativ.

Jährliche Kosten

Die laufenden Betriebskosten (OPEX) ergeben sich primär aus dem Betrieb der Inferenz sowie der Pflege und Aktualisierung der zugrunde liegenden Datenbasis. Für die Inferenz ist in der Regel keine dedizierte Hochleistungsinfrastruktur erforderlich, und ein Retraining wird typischerweise nur bei wesentlichen Änderungen der zugrunde liegenden Systemstruktur notwendig. Investitionen in die Qualität von Geodaten (z. B. GIS) wirken dabei als gemeinsamer Enabler für mehrere Anwendungsfälle (HCA, State Estimation, Engpassmanagement) und entfalten ihren Nutzen anwendungsübergreifend.

Fazit

Die Implementierung einer datenbasierten Hosting Capacity Analyse bietet relevante Nutzenpotenziale. KI ermöglicht insbesondere eine deutliche Beschleunigung des Netzanschlussprozesses und schafft damit die Grundlage, das wachsende Antragsvolumen nach §8 EEG effizienter zu bewältigen. Darüber hinaus eröffnet die mögliche Weiterentwicklung von deterministischen hin zu probabilistischen Kapazitätsaussagen Potenziale für flexiblere Netzanschlussbedingungen und kann langfristig zusätzliche Erkenntnisse für die strategische Netzplanung liefern. Der mit der Umsetzung verbundene Aufwand ist überschaubar. Der initiale Investitionsaufwand entsteht insbesondere durch die GIS-Qualitätssicherung, während sich die laufenden Betriebskosten vor allem aus der Pflege und Aktualisierung der zugrunde liegenden Datenbasis ergeben. Eine Echtzeit-Integration in operative Steuerungssysteme oder ein regelmäßiges Retraining sind dabei nicht zwingend erforderlich, wodurch die technische Umsetzung einfach gehalten werden kann.

Insgesamt ist die Hosting Capacity Analyse eher als Einstiegsprojekt für datenbasierte Anwendungen geeignet. Das vorhandene Nutzenpotenzial bei gleichzeitig überschaubarem Umsetzungsaufwand ermöglicht es, erste Erfahrungen mit KI-gestützten Verfahren zu sammeln und schrittweise Kompetenzen sowie Daten- und Systemgrundlagen für weiterführende Anwendungen aufzubauen. Der Anwendungsfall ist damit vor allem als pragmatischer Einstieg mit weiterem Entwicklungspotenzial einzuordnen und weniger als langfristiges strategisches Ziel.

Referenzen

- Ding, F. (2017). *On Distributed PV Hosting Capacity Estimation, Sensitivity Study, and Improvement*.
- Erneuerbare-Energien-Gesetz (EEG 2023), § 8 Anschluss. (2023). Von https://www.gesetze-im-internet.de/eeg_2014/___8.html abgerufen
- Islam, M. T. (2023). *Artificial Intelligence for Hosting Capacity Analysis: A Systematic Literature Review*.
- Liu, H. (2025). *Assessment of Distribution Network Hosting Capacity Incorporating Multiple Uncertainty Factors*.
- Qammar, N. (2023). *Machine learning based hosting capacity determination methodology for low voltage distribution networks*.

Siddique, M. N. (2026). *Real-time PV hosting capacity analysis of distribution networks using pilot buses data and neural networks.*

Wu, J. (2019). *Spatial-Temporal Deep Learning for Hosting Capacity Analysis in Distribution Grids.*



**Bundesministerium
für Wirtschaft
und Energie**

Die Veröffentlichung dieser Publikation erfolgt im Auftrag des Bundesministeriums für Wirtschaft und Energie. Die Deutsche Energie-Agentur GmbH (dena) unterstützt die Bundesregierung in verschiedenen Projekten zur Umsetzung der energie- und klimapolitischen Ziele im Rahmen der Energiewende.

KONTAKT
Dr. Jakob Schieder-Hestermann
Themengebietsleiter Stromnetze

Tel.: +49 30 66 777-159

E-Mail:

Jakob.Schieder-Hestermann@dena.de

Deutsche Energie-Agentur GmbH (dena)
Chausseestraße 128 a
10115 Berlin

<https://www.dena.de/> | Stand: 10/2026

Alle Rechte sind vorbehalten. Die Nutzung steht unter dem Zustimmungsvorbehalt der dena.