

World Energy Council Austria

**Young Energy Professionals  
(YEP), 5. Zyklus**

**Endbericht**

**Arbeitsgruppe: Künstliche  
Intelligenz & Digitalisierung**

***Titel: „Künstliche Intelligenz als  
Katalysator der Energiewende: Eine  
institutionelle Transformationsaufgabe“***

## ÜBER YOUNG ENERGY PROFESSIONALS

Die Young Energy Professionals (**YEP**) bilden das interdisziplinäre Netzwerk junger Berufstätiger im WEC Austria. Gegründet „von jungen Menschen für junge Menschen“ auf dem Weltenergiekongress 2007 in Rom, sind die Ziele der Young Energy Professionals:

- **faktenbasiert Wissen** zu energiewirtschaftlichen Themen zu vermitteln,
- ein fachlich übergreifendes **Netzwerk** aufzubauen,
- **junge Entscheidungsträger und Meinungsbildner** sowie den energiewirtschaftlichen Nachwuchs anzusprechen,
- **Erfahrungs- und Wissensaustausch** innerhalb des WEC-Netzwerks zu ermöglichen sowie
- die internationalen Aktivitäten der **Future Energy Leaders** Community von WEC zu unterstützen.

Der WEC Austria beschloss im Jahr **2015** eine **nationale YEP-Gruppe** zu etablieren. Zum einen werden auf nationaler Ebene Lösungsvorschläge zu verschiedenen energiewirtschaftlichen Fragestellungen erarbeitet. Hierbei deckt ein interdisziplinärer Pool an jungen Berufstätigen der Energiewirtschaft vielfältige Themenbereiche ab. Zum anderen unterstützen die YEP von WEC Austria die Arbeiten der internationalen Nachwuchsorganisation des World Energy Council. Ein Board aus Mentoren unterstützt und begleitet die YEP.

Der YEP-Zyklus dauerte in dieser Kohorte ein Jahr. Im Anschluss werden die YEP-Programmtteilnehmer in die YEP-Alumni-Community aufgenommen.

Das Programm-Board 2025/26 der **Mentoren** bestand aus:

- Dr. Christina Khinast-Sittenthaler – EY
- Dr. Barbara Schmidt – Österreichs Energie
- Dr. Irene Giner-Reichl
- MMag. Dietmar Preinstorfer – E-Control
- Jason Hayes – Mackinac Center
- Prof. Dr. Günter Getzinger – TU-Graz
- Univ. Prof. Dr. Thomas Kienberger – Montanuniversität Leoben
- Dipl.-Ing. Dieter Drexel – Industriellenvereinigung
- Univ. Prof. Dr. Thomas Gehrig – Universität Wien
- Nick Loris – C3 Solutions
- Prof. Dr. Stephan Unger – St. Anselm College
- Dr. Robert Tichler – Energieinstitut Linz
- Dipl.-Ing. Peter Traupmann – illwerke vkw

Unterstützendes Mentorship von:

- Mag. Katharina Ledermann-Tappeiner – E-Control
- Daniela Vilic, M.A. - E-Control
- MMag. Vera Gusenbauer - E-Control

ARBEITSGRUPPE

**Künstliche Intelligenz & Digitalisierung**

TITEL DER ARBEIT

**Künstliche Intelligenz als Katalysator der  
Energiewende: Eine institutionelle  
Transformationsaufgabe**

AUTOR\*INNEN

**Johanna Schwaiger, MSc  
Franz Hartmann, MBA  
Dipl.-Ing. Martin Gruber  
Ingrid Gjerazi, MSc  
Constanze Egkher**

## Über die Autor\*innen

**Johanna Schwaiger, MSc** studierte Umwelt- und Bioressourcenmanagement an der Universität für Bodenkultur Wien sowie Internationale Entwicklung an der Universiteit van Amsterdam. Angetrieben von dem Wunsch, die Energiewende aktiv mitzugestalten und einen Beitrag zu einer klimafitten Zukunft zu leisten, führte ihr beruflicher Weg sie 2023 in das Bundesministerium für Wirtschaft, Energie und Tourismus. Dort ist sie aktuell als Referentin in der Abteilung für erneuerbare Energieerzeugung tätig. Ihr Schwerpunkt liegt insbesondere auf der Förderung des Ausbaus erneuerbarer Energien im Rahmen des Erneuerbaren-Ausbau-Gesetzes sowie auf dem Monitoring der Energiewende.

**Franz Hartmann, MBA** ist seit über 6 Jahren im österreichischen Energiewesen tätig. Als Produktentwickler und Portfoliomanager verantwortet er die Entwicklung und Markteinführung innovativer Energieprodukte unter der Marke smartENERGY und ist im strategischen Vertrieb der Energie Steiermark angesiedelt. In dieser Rolle sammelte er umfassende Erfahrung in der Analyse und Nutzung von Marktprozessen und energierelevanten Daten als Grundlage für KI-gestützte Lösungen im österreichischen Strommarkt.

**Dipl.-Ing. Martin Gruber** schloss sein Masterstudium in Technischer Physik an der TU Wien ab. Parallel zu diesem Studium besuchte er auch das Bachelorstudium Wirtschafts- und Sozialwissenschaften an der WU Wien. In seiner Masterarbeit entwickelte er einen digitalen Zwilling einer Photovoltaikanlage, um fehlerhafte Betriebszustände frühzeitig erkennen und analysieren zu können. Nach dem Studium sammelte er über drei Jahre Berufserfahrung bei der Verbund Green Power GmbH. Dort begann er als Data Scientist mit dem Schwerpunkt Betriebsdatenanalyse von Windkraftanlagen. In seiner aktuellen Position beschäftigt er sich mit der Koordinierung und Standardisierung von Netzwerk- und Datenanbindungsthemen in den Photovoltaik- und Windparks des Unternehmens.

**Ingrid Gjerazi, MSc** ist Geowissenschaftlerin und arbeitet bei der OMV als Geologin. Sie schloss ihr Masterstudium der Erdwissenschaften an der Universität Wien mit Schwerpunkt Strukturgeologie und Tektonik ab. Nach ihrem Studium begann Ingrid ihr berufliches Leben bei der OMV, wo sie seit acht Jahren tätig ist. In dieser Zeit war sie in verschiedenen Feldern und Bereichen aktiv, von Produktionsbohrplanung über EOR-Feldentwicklungen bis hin zur Erstellung statischer Untergrundmodelle. Heute arbeitet Ingrid in der Low Carbon Business-Abteilung von OMV Petrom und beschäftigt sich mit der Entwicklung von Geothermie-Projekten, sowohl im Bereich klassischer hydrothermalen Systeme als auch bei fortgeschrittenen Closed-Loop-Technologien.

**Constanze Egkher** studierte Wirtschaftsingenieurwesen-Maschinenbau an der TU Wien und absolvierte anschließend den Master Umwelttechnik und Internationale Beziehungen an der Diplomatischen Akademie und der TU Wien. Sie ist seit 3 Jahren bei VERBUND AG tätig, zuerst als Projektportfoliomanagerin der Großwasserkraftprojekte und wechselte nach einem Jahr als Fachassistentin ins Vorstandsbüro des COOs. Davor sammelte sie Erfahrung in der Industriellenvereinigung sowie Industrie- und Beratungsunternehmen.

## Danksagung

Wir bedanken uns herzlich beim World Energy Council Austria für die Möglichkeit, am Young Energy Professionals Programm teilzunehmen.

Ein besonderer Dank geht an unseren Mentor, **Dipl.-Ing. Dieter Drexel**, für seine Unterstützung sowie für die spannenden Gespräche.

Abschließend möchten wir uns bei unseren Organisationen – **Energie Steiermark, Verbund, OMV und dem Bundesministerium für Wirtschaft, Energie und Tourismus** –bedanken, dass sie uns nominiert und uns die Teilnahme am YEP-Programm ermöglicht haben.

## Verzeichnis der Interviewpartner:innen

*Alle Experten wurden zur Wahrung der Anonymität paraphrasiert oder ohne namentliche Zuordnung wiedergegeben. Die Quellenangaben in Klammern verweisen auf die jeweiligen Interviewpersonen und ermöglichen eine interne Zuordnung durch die Autoren der Arbeit.*

|                         |                                                         |
|-------------------------|---------------------------------------------------------|
| SO Experte              | Übertragungsnetzbetreiber                               |
| DSO Experte             | Verteilnetzbetreiber                                    |
| Handelsexperte          | Trading Floor                                           |
| KI Expertin             | KI-Kompetenzzentrum                                     |
| Bahnstromexperte        | Bahnnetzbetreiber                                       |
| EVU Experte             | Energieversorgung                                       |
| Industrie Experte       | Energie Produzent                                       |
| Digitalisierungsexperte | Bundesministerium für Wirtschaft, Energie und Tourismus |

# Inhaltsverzeichnis

|                                                                                          |    |
|------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| Executive Summary .....                                                                  | 1  |
| 1. Einleitung .....                                                                      | 3  |
| 2. Methodik .....                                                                        | 5  |
| 3. Erste Schicht: Technologie – Vorhandene Grundlagen und operative KI-Anwendungen ..... | 5  |
| 3.1. KI als operativ eingesetzte Technologie – Bestandsaufnahme .....                    | 5  |
| 3.2. Anwendungsfelder und technologische Reife .....                                     | 6  |
| 3.3. Technische Datenvoraussetzungen aus Expert:innensicht .....                         | 8  |
| 3.4. Kulturelle und institutionelle Dimensionen der Technologieadoption .....            | 12 |
| 3.5. Reflexion und Triangulation .....                                                   | 13 |
| 3.6. Überleitung zu Schicht 2: Datenfragmentierung als zentraler Engpass .....           | 14 |
| 4. Zweite Schicht: Daten – vorhanden, aber fragmentiert .....                            | 14 |
| 4.1. Fragmentierung als Strukturproblem – nicht als individuelles Versagen .....         | 15 |
| 4.2. Drei Datenkategorien mit unterschiedlichem Reifegrad .....                          | 15 |
| 4.3. Stammdaten .....                                                                    | 16 |
| 4.4. Prognosedaten .....                                                                 | 16 |
| 4.5. Echtzeit- und Betriebsdaten .....                                                   | 17 |
| 4.6. Latenz als systemisches Praxisproblem .....                                         | 17 |
| 4.7. Standardisierung und Interoperabilität als zweite Herausforderung .....             | 19 |
| 4.8. Regulatorische Unsichtbarkeit dezentraler Realität .....                            | 20 |
| 4.9. Reflexion und Triangulation .....                                                   | 21 |
| 4.10. Überleitung zur Schicht 3: Governance als Schlüssel .....                          | 21 |
| 5. Dritte Schicht – Governance: Die unzureichende Schicht .....                          | 22 |
| 5.1. Standards und Semantik: Das unsichtbare Fundament .....                             | 22 |
| 5.2. Rollen, Zugriffsrechte und Zweckbindung: Wer darf was sehen? .....                  | 23 |
| 5.3. Haftung: Die ungeklärte Verantwortungskette .....                                   | 24 |
| 5.4. Finanzierung: Das unterschätzte Infrastrukturproblem .....                          | 25 |
| 5.5. Die Erlaubniskultur als strukturelle Herausforderung .....                          | 26 |
| 5.6. Reflexion und Triangulation .....                                                   | 26 |
| 5.7. Überleitung: Von der Diagnose zur Gestaltungsaufgabe .....                          | 27 |
| 6. Fazit .....                                                                           | 27 |

## Executive Summary

Das österreichische Stromnetz befindet sich in einem tiefgreifenden Wandel. Der massive Zubau von dezentraler erneuerbarer Energie, Batteriespeichern und Wärmepumpen sowie die rasch voranschreitende Elektrifizierung der Mobilität und Industrie verändern die Anforderungen an die Netzführung grundlegend. Klassische Stabilisierungsmechanismen, die für eine zentralisierte Erzeugungswelt mit planbaren, fossilen Großkraftwerken konzipiert wurden, stoßen unter diesen Bedingungen an strukturelle Grenzen. Künstliche Intelligenz gilt in der Fachwelt als eine der vielversprechendsten Antworten auf diese Herausforderung. Doch unter welchen Voraussetzungen kann sie tatsächlich wirksam eingesetzt werden? Dieser Frage widmet sich die vorliegende Arbeit, die im Rahmen des YEP-Programms bei WEC Austria entstanden ist.

Im Mittelpunkt der Untersuchung steht eine qualitative Primärerhebung: Zwischen Oktober 2025 und Mai 2026 wurden acht leitfadengestützte Expertinneninterviews mit Entscheidungsträgerinnen und Fachexpertinnen aus der österreichischen Energiewirtschaft geführt. Befragt wurden Vertreterinnen und Vertreter aus dem Übertragungsnetzbetrieb, dem Verteilernetzbetrieb, dem Energiehandel und der Energielieferung, einem KI-Kompetenzzentrum, dem Bahnstrombetrieb, dem industriellen Energiesektor sowie dem Bundesministerium für Wirtschaft, Energie und Tourismus. Die Auswertung folgt einem dreischichtigen Analysemodell, das 1) technologische, 2) datenbezogene und 3) institutionelle Dimensionen systematisch aufeinander aufbauend betrachtet.

Die Analyse der ersten Ebene zeigt einen klaren Befund: Die Technologie ist bereits da. KI-basierte Anwendungen haben in Österreich den rein experimentellen Status längst hinter sich gelassen. Mehrere der befragten Organisationen setzen seit Jahren produktiv auf neuronale Netze für Lastprognosen, auf KI-gestützte Betriebsbereichskurven zur Absicherung des Netzbetriebs sowie auf automatisierte Systeme zur Steuerung netzdienlicher Batteriespeicher. Die Expertinnen und Experten betonen dabei einhellig die konzeptionelle Grenze zwischen klassischer, aufgabenspezifischer KI und generativer KI: Während Erstere im Energiebetrieb bereits verlässlich eingesetzt wird, befindet sich Letztere für sicherheitskritische Infrastrukturanwendungen noch in einem frühen Erprobungsstadium.

Deutlich ernüchternder fällt der Befund zur zweiten Ebene aus. Die für KI-Modelle erforderlichen Daten existieren im System – doch sie sind fragmentiert, schwer zugänglich und häufig schlicht nicht aktuell genug, um für Echtzeit-Entscheidungen, welche für die Gewährleistung der Netzstabilität unabdingbar sind, nutzbar zu sein. Regulatorische Lücken verhindern, dass ein wesentlicher Teil der dezentralen Energielandschaft überhaupt systematisch erfasst wird. Und selbst dort, wo Daten vorhanden sind, fehlt es oft an der Infrastruktur, sie rechtzeitig dorthin zu bringen, wo sie gebraucht werden.

Den zentralen Befund der Arbeit liefert jedoch die dritte Analyseebene. Alle acht befragten Expertinnen und Experten kommen unabhängig voneinander zu derselben Einschätzung: Das eigentliche Hindernis auf dem Weg zu einer gemeinsamen, KI-tauglichen Datenbasis ist nicht technischer Natur, sondern vielmehr auf institutioneller Ebene zu verorten. Vier Governance-Lücken werden dabei konsistent benannt: fehlende verbindliche Datenstandards, ungeklärte Zugriffsrechte, offene Haftungsfragen sowie das Fehlen tragfähiger Finanzierungsmodelle für eine gemeinsame Dateninfrastruktur. Dahinter steht eine tief verwurzelte Erlaubniskultur, die sich durch das gesamte System zieht: Daten werden in Österreich nur dort genutzt, wo es explizit erlaubt ist. Was nicht verboten wäre, bleibt dennoch ungenutzt.

Der Blick über den Tellerrand lohnt sich: In Norwegen beispielsweise betreibt der Technologieanbieter Cognite, der aus dem Equinor-Konzern hervorgegangen ist, eine Datenplattform, die auf einem grundlegend anderen Prinzip basiert. Daten sind dort standardmäßig zugänglich, sofern sie nicht

gesetzlich regulatorisch gesperrt wurden. Dieses invertierte Zugangsprinzip, kombiniert mit sektorweitem Daten-Sharing, ermöglicht KI-Modelle, die in Österreich schlicht nicht realisierbar wären, weil die kritische Datenmasse fehlt.

Die Schlussfolgerung dieser Arbeit: Bestehende Regelwerke auf nationaler wie auch auf europäischer Ebene wie das ElWG, der EU-AI-Act und der EU Data Governance Act liefern zwar Bausteine für eine funktionsfähige Daten- und KI-Governance, bleiben jedoch in ihrer Wirkung fragmentiert und unzureichend auf die spezifischen Anforderungen der KI-gestützten Netzstabilität abgestimmt.

Die Energiewende ist damit nicht nur eine technologische, sondern vor allem eine institutionelle Gestaltungsaufgabe. Nicht die Algorithmen, sondern die Governance-Strukturen entscheiden darüber, ob KI im österreichischen Stromnetz ihr Potenzial tatsächlich entfalten kann.

## 1. Einleitung

Die Transformation des Energiesystems hin zu Klimaneutralität, Dezentralität und Digitalisierung stellt das österreichische Stromnetz vor tiefgreifende strukturelle Veränderungen. Insbesondere die Integration volatiler erneuerbarer Energien, die zunehmende Elektrifizierung von Mobilität und Wärme sowie die wachsende Anzahl dezentraler Erzeugungs- und Speichersysteme führen zu einer steigenden Komplexität im Netzbetrieb. Diese Entwicklung verschiebt die Anforderungen an Netzstabilität fundamental: Während klassische Stromnetze primär durch planbare Großkraftwerke stabilisiert wurden, erfordert das heutige Energiesystem eine hochdynamische, datengetriebene Steuerung in Echtzeit (Bruckner et al., 2021; IEA, 2023).

Vor diesem Hintergrund wird Künstliche Intelligenz (KI) zunehmend als Schlüsseltechnologie zur Sicherstellung der Netzstabilität betrachtet. KI-basierte Anwendungen ermöglichen es, große Mengen heterogener Daten zu analysieren, Lastflüsse präzise vorherzusagen und automatisierte Steuerungsentscheidungen zu treffen. Aktuelle Studien zeigen, dass Machine-Learning-Ansätze insbesondere bei der Prognose von Last- und Einspeiseverhalten sowie bei der Optimierung von Netzbetriebsstrategien signifikante Verbesserungen gegenüber klassischen Methoden erzielen können (Husseini et al., 2024; Rolnick et al., 2022). Gleichzeitig verdeutlichen Forschungs- und Demonstrationsprojekte im europäischen Kontext, dass KI einen wesentlichen Beitrag zur Integration erneuerbarer Energien und zur Stabilisierung von Stromnetzen leisten kann (ENTSO-E, 2022).

Trotz dieser technologischen Fortschritte bleibt die praktische Umsetzung KI-gestützter Netzstabilität im Stromwesen bislang hinter den Erwartungen zurück. Die aktuelle Literatur weist darauf hin, dass weniger technologische Limitationen als vielmehr strukturelle und institutionelle Herausforderungen die breite Implementierung hemmen. Insbesondere Fragen der Governance, Transparenz und Verantwortlichkeit werden als zentrale Barrieren identifiziert (European Commission, 2022; OECD, 2021). Diese Einschätzung deckt sich mit empirischen Analysen aus verschiedenen Industriezweigen, die zeigen, dass organisatorische und regulatorische Faktoren häufig entscheidend für den Erfolg datengetriebener Innovationen sind (Bughin et al., 2021).

Ein zentrales Element dieser Problematik ist die Rolle von Daten. KI-Systeme sind in ihrer Leistungsfähigkeit unmittelbar von der Verfügbarkeit, Qualität und Interoperabilität von Daten abhängig. Im österreichischen Stromnetz existiert zwar eine Vielzahl an Datenquellen – etwa aus Smart Metern, Netzleitsystemen oder Wettermodellen – jedoch sind diese häufig fragmentiert, isoliert und nicht standardisiert zugänglich. Studien zeigen, dass Datenfragmentierung und fehlende Interoperabilität wesentliche Hindernisse für datengetriebene Innovationen im Energiesektor darstellen (IEA, 2023; OECD, 2021). Diese Fragmentierung verhindert eine effiziente Nutzung vorhandener Daten und reduziert somit das Potenzial von KI-Anwendungen erheblich.

Die Herausforderung liegt folglich nicht allein in der Generierung großer Datenmengen, sondern insbesondere in deren koordinierter Nutzung und Integration. Für den Aufbau einer interoperablen Datenbasis müssen unterschiedliche Akteure – darunter Netzbetreiber, Energieversorger, Regulierungsbehörden, Technologieanbieter sowie Endkund:innen – nicht nur technisch miteinander vernetzt werden, sondern auch gemeinsame Regeln, Standards und Verantwortlichkeiten entwickeln. Dabei spielen Fragen des Datenzugangs, der Datensicherheit, der Governance-Strukturen sowie des Vertrauens zwischen den beteiligten Akteuren eine zentrale Rolle. Zusätzlich erfordert die Zusammenarbeit geeignete organisatorische und regulatorische Rahmenbedingungen, die den Austausch von Daten über verschiedene Systeme, Institutionen und geografische Ebenen hinweg ermöglichen (ENTSO-E, 2025).

Eine mögliche Lösungsoption stellt der Aufbau gemeinsamer digitaler Plattformen dar (European Commission, 2025). Solche Plattformen fungieren als zentrale oder föderierte Infrastruktur, über die

Daten standardisiert erfasst, verarbeitet und zwischen den Akteuren ausgetauscht werden können. Gleichzeitig schaffen sie einen organisatorischen Rahmen für Kooperation, Transparenz und die Definition gemeinsamer Prozesse. Durch standardisierte Schnittstellen und klare Governance-Mechanismen können Plattformen dazu beitragen, Interoperabilität zu fördern, Datensilos zu reduzieren und Vertrauen zwischen den Beteiligten aufzubauen. Damit bilden sie eine wesentliche Grundlage für die effiziente Steuerung und die erfolgreiche Implementierung von Smart Grids.

Das Stromnetz ist als sozio-technisches System zu verstehen, in dem technische Innovation eng mit institutionellen Rahmenbedingungen verknüpft ist. Aktuelle Studien zu Smart Grids betonen, dass deren erfolgreiche Implementierung maßgeblich von geeigneten Governance-Strukturen abhängt, die Kooperation, Datenaustausch und Vertrauen zwischen den Akteuren ermöglichen (Kojonsaari & Palm., 2023; Alsaigh et al., 2023; Liu et al., 2023).

Diese Perspektive wird durch regulatorische Entwicklungen auf europäischer Ebene weiter verstärkt. Mit Initiativen wie dem Data Governance Act (Europäisches Parlament & Rat der EU, 2022) und dem AI Act (Europäisches Parlament & Rat der EU, 2023) schafft die Europäische Union neue Rahmenbedingungen für den Umgang mit Daten und den Einsatz von KI. Ziel dieser Regulierung ist es, Vertrauen in datengetriebene Systeme zu stärken und gleichzeitig Innovation zu ermöglichen. Gleichzeitig entstehen dadurch neue Anforderungen an Unternehmen und Institutionen, insbesondere im Hinblick auf Datensouveränität, Zugriffsrechte und Haftungsfragen (European Commission, 2022). Studien zeigen, dass klare Governance-Strukturen und transparente Regeln entscheidend sind, um die Akzeptanz und den effektiven Einsatz von KI zu gewährleisten (OECD, 2021).

Vor diesem Hintergrund lässt sich ein strukturelles Spannungsfeld identifizieren: Einerseits besteht ein hohes technologisches Potenzial für KI-gestützte Netzstabilität, andererseits fehlen vielfach die institutionellen Voraussetzungen, dieses Potenzial tatsächlich zu realisieren. Dieses Spannungsfeld bildet den Ausgangspunkt der vorliegenden Arbeit und wird im Sinne eines dreischichtigen Modells analytisch strukturiert.

### **Schicht 1: Technologie (vorhanden)**

Die technologische Basis für KI im Energiesystem ist weitgehend gegeben. Fortschritte in den Bereichen Machine Learning, Datenverarbeitung und Sensorik ermöglichen leistungsfähige Anwendungen für Prognose, Optimierung und Steuerung. Die Forschung zeigt, dass die technischen Herausforderungen grundsätzlich lösbar sind und bereits in Pilotprojekten erfolgreich adressiert werden (Rolnick et al., 2022).

### **Schicht 2: Daten (fragmentiert)**

Obwohl große Datenmengen vorhanden sind, sind diese häufig nicht zugänglich, standardisiert oder sind institutionell abgeschottet. Die Fragmentierung der Datenlandschaft stellt einen zentralen Engpass dar, da sie die effektive Nutzung durch KI-Systeme verhindert (IEA, 2023).

### **Schicht 3: Governance (unzureichend)**

Die entscheidende Lücke liegt in der Governance-Schicht. Diese umfasst Standards für Datenaustausch, klare Rollen- und Verantwortlichkeitsverteilungen, rechtliche Rahmenbedingungen sowie ökonomische Anreizmechanismen. Ohne diese institutionelle Grundlage bleibt das Potenzial von KI weitgehend ungenutzt. Auch sektorübergreifende Studien zeigen, dass Governance-Strukturen eine zentrale Voraussetzung für den erfolgreichen Einsatz von KI darstellen (Bughin et al., 2021).

Dieser dreischichtige Ansatz entspricht einem interdisziplinären wissenschaftlichen Verständnis zur Analyse von KI-Anwendungspotenzialen, das technologische, datenbezogene und institutionelle Dimensionen integriert. Vergleichbare methodische Zugänge finden sich in Studien zur gesamtwirtschaftlichen Wirkung von KI, die Literaturanalysen mit qualitativen Experteninterviews

kombinieren, um sowohl theoretische als auch praktische Perspektiven zu berücksichtigen (Bughin et al., 2021; OECD, 2021).

Die vorliegende Arbeit greift dieses Narrativ auf und formuliert die zentrale These, dass der Einsatz von KI im österreichischen Stromnetz nicht an technologischen Grenzen scheitert, sondern an fehlenden institutionellen Rahmenbedingungen für den Datenaustausch. Ziel ist es daher, die Anforderungen an eine gemeinsame, interoperable Datenbasis aus Sicht zentraler Stakeholder zu analysieren und daraus Handlungsempfehlungen für die Gestaltung einer effektiven Governance-Struktur abzuleiten.

Die Forschungsfrage lautet entsprechend:

**Welche rechtlichen, technischen und ökonomischen Anforderungen stellen zentrale Stakeholder an eine interoperable Datenlandschaft im österreichischen Stromnetz, um KI-basierte Anwendungen zur Gewährleistung der Netzstabilität effektiv nutzbar zu machen?**

Zur Beantwortung dieser Frage kombiniert die Arbeit eine systematische Literaturanalyse mit qualitativen Expert:inneninterviews. Dieser methodische Ansatz ermöglicht es, sowohl den Stand der Forschung abzubilden als auch praxisnahe Einblicke in die Perspektiven relevanter Akteure zu gewinnen.

## **2. Methodik**

*Alle Zitate aus den Experteninterviews wurden zur Wahrung der Anonymität paraphrasiert oder ohne namentliche Vollzuordnung wiedergegeben. Die Quellenangaben in Klammern verweisen auf die jeweiligen Interviewpersonen und ermöglichen eine interne Zuordnung durch die Autoren der Arbeit.*

Die empirischen Befunde der vorliegenden Arbeit gründen auf einer qualitativen Primärerhebung mittels leitfadengestützter Experteninterviews, die im Zeitraum von Oktober 2025 bis Mai 2026 durchgeführt wurden. Als Interviewpartner wurden Entscheidungsträger:innen und Fachexpert:innen aus zentralen Stakeholdergruppen des österreichischen Energiesystems sowie angrenzender Sektoren gewonnen. Das Sample umfasst Vertreterinnen und Vertreter aus den Bereichen Übertragungsnetzbetrieb, Verteilernetzbetrieb (Experte der Verteilnetzbetreiber), energiewirtschaftliche Planung, Energiehandel und -vertrieb, KI-Kompetenzentwicklung, Bahnstrombetrieb und Netzleitstelle, Digitalisierung und Datenmanagement im Energiesektor aus Sicht eines industriellen Energieerzeugers sowie die Verwaltungsebene. Die Interviews wurden teils als Videokonferenz, teils als persönliches Gespräch geführt und vollständig transkribiert. Die Auswertung erfolgt in Anlehnung an die qualitative Inhaltsanalyse nach Mayring (2015), wobei deduktiv entwickelte Kategorien (rechtliche, technische, ökonomische Anforderungen) mit induktiv aus dem Material gewonnenen Subkategorien kombiniert wurden. Zur Sicherstellung der Anonymität werden die Interviewpersonen im Folgenden mit einer beschreibenden Rollenbezeichnung versehen.

## **3. Erste Schicht: Technologie – Vorhandene Grundlagen und operative KI-Anwendungen**

### **3.1. KI als operativ eingesetzte Technologie – Bestandsaufnahme**

Ein zentrales Ergebnis der Interviewreihe ist, dass KI-basierte Anwendungen im österreichischen Energiesystem und angrenzenden Infrastrukturbereichen bereits heute keinen rein experimentellen Status mehr besitzen, sondern in mehreren Organisationen produktiv eingesetzt werden. Dieser Befund steht in unmittelbarem Einklang mit der in der Einleitung auf Basis der Literaturarbeit formulierten These der Schicht 1: Die technologische Basis für KI ist weitgehend gegeben (PwC, 2026; IEA, 2025).

Am deutlichsten lässt sich dieser Befund anhand des Energie Handel-Konzerns nachvollziehen. Der Trading-Experte des Energie Handel Konzerns beschreibt den KI-Einsatz in der Lastprognose für Industriekunden als langjährige Praxis: Man setze bereits seit vielen Jahren auf neuronale Netze und Machine-Learning-Algorithmen für die Vorhersage von Lastverläufen – ausdrücklich nicht im Sinne von Large Language Models, sondern im Bereich des klassischen Machine Learning (Jain & Gupta, 2024). Diese Aussage markiert eine wichtige konzeptionelle Grenze, die im gesamten Interviewmaterial wiederkehrt: Zwischen klassischer, aufgabenspezifischer KI (z. B. Regressions- oder Klassifikationsmodelle, neuronale Netze für Zeitreihenprognosen) und generativer KI (z. B. Large Language Models) wird von den Experten durchgehend unterschieden. Letztere befindet sich, so der Konsens, noch in einem frühen Erprobungsstadium für den Energiesektor (Cali et al., 2026).

Der Digitalisierungsexperte des Bundesministeriums betont, dass für Netzplanung und Prognosen speziell auf historischen Energiedaten trainierte Modelle benötigt werden, keine textgenerierenden Large Language Models. Entscheidend sei dabei, dass auch für diese KI-Anwendungen zunächst eine solide Datenbasis bereitgestellt werden müsse – erst dann ließen sich die Modelle sinnvoll einsetzen und ihr Potenzial realisieren.

Die Leiterin des KI-Kompetenzzentrums bei der Energie Handel Firma bestätigt dieses Bild: KI könne insbesondere bei Prognosen eingesetzt werden, etwa zur Vorhersage von Erzeugung und Verbrauch, die als Grundlage für operative Entscheidungen im Netz dienen. Digitalisierung sei dabei als „Vorstufe von KI“ zu verstehen, da Datenbasis und Datenverfügbarkeit eine notwendige Voraussetzung für den effektiven KI-Einsatz darstellen. Diese Einschätzung deckt sich mit der in der Literatur verbreiteten Erkenntnis, dass maschinelle Lernverfahren unmittelbar von der Qualität der verfügbaren Trainingsdaten abhängen (Khan et al., 2022).

Auch der Verteilernetzbetreiber-Experte berichtet von konkreten produktiven KI-Anwendungen: Klassische KI-Ansätze wie Machine Learning würden bereits für die Prognosegenerierung sowie für die Ansteuerung netzdienlicher Speicher eingesetzt, ebenso für die Erstellung sogenannter Betriebsbereichskurven (Operational Envelopes). Darüber hinaus gibt es bereits Konzepte, in denen KI-Algorithmen für die automatisierte Netzplanung trainiert werden sollen – mit dem Ziel, bei einem erkannten Netzproblem die optimale Maßnahme zu berechnen und dem Netzplaner vorzuschlagen.

Der Experte aus dem Bereich energiewirtschaftliche Planung ergänzt, dass KI-Modelle bereits für die tägliche Planungsarbeit eingesetzt würden: Über historische Verbrauchsdaten ließen sich Kundenprofile automatisiert auswerten und Rückschlüsse auf installierte Anlagentechnologie ziehen – etwa ob ein Kunde eine Photovoltaikanlage, eine Wärmepumpe oder eine E-Ladeinfrastruktur betreibe. „Wenn mitten im Sommer die Last sechs Stunden lang bei Null liegt, dann liegt sicherlich eine PV-Anlage vor.“ (Energiewirtschaft-Experte). Diese Anwendungsform des pattern-based Machine Learning stellt einen operativen Einsatz dar, der ohne explizite Datenmeldung der Kunden auskommt und allein auf Smart-Meter-Zeitreihen basiert.

### **3.2. Anwendungsfelder und technologische Reife**

Auf Basis der Interviewaussagen lassen sich folgende Anwendungsfelder identifizieren, in denen KI-Technologie im österreichischen Energiesystem und angrenzenden Bereichen heute als operativ oder fortgeschritten erprobt gilt:

**Lastprognose und Erzeugungsprognose:** Dies ist das am häufigsten genannte und am weitesten entwickelte Anwendungsfeld. Mehrere Experten berichten von produktiven Systemen zur kurzfristigen Prognose des Verbrauchs von Industriekunden sowie zur Vorhersage von Photovoltaik- und Windeinspeisung (Jain & Gupta, 2024; Biswal et al., 2024). Der Trading-Experte (Energiehandel) hebt hervor, dass Machine-Learning-Modelle aus guten historischen Daten den Einfluss verschiedener

Faktoren – wie Wetterdaten, Wochentage oder Saisonalität – „recht gut herausfiltern“ könnten. Der Bahnstrombetrieb und Netzleitstelle-Experte ergänzt aus dem Bahnstrombereich: Die Firma beginne, aus Niederschlagsprognosen stundengenaue Zuflüsse für Wasserkraftwerke abzuleiten und daraus den optimalen Asset-Einsatz zu planen – ein hochkomplexer Prognoseprozess, der in seiner Struktur dem Bottom-up-Ansatz der Lastprognose aus dem 50-Hz-Netz entspreche. Auch der Digitalisierung und Datenmanagement Experte eines industriellen Energiekonzerns bestätigt, dass KI-basierte Price-Forecasts und Demand-Forecasts im industriellen Bereich bereits betrieben werden, primär aus kommerzieller Sicht, aber auch mit Blick auf Versorgungspflichten.

**Kundensegmentierung und Anlagenerkennung:** Der Energiewirtschafts-Experte beschreibt ein KI-gestütztes Verfahren, mit dem auf Basis von Lastprofilmustern automatisiert auf die installierte Technologie beim Kunden geschlossen werde. Dieses Verfahren – im Grundsatz eine Klassifikationsaufgabe – sei bereits produktiv im Einsatz und helfe, die Tagesplanung der Energiemengenbewirtschaftung zu verbessern (Bu et al., 2021; Costa Filho et al., 2025). Es liefere insbesondere dann belastbare Erkenntnisse, wenn der Netzbetreiber selbst als Energielieferant auftrete und damit auf vollständige Kundendaten zugreifen könne.

**Netzplanung und Betriebsplanung:** Der Verteilernetzbetreiber-Experte sieht erhebliches Potenzial im Einsatz von KI für die Netzplanung. Die zunehmende Komplexität des Werkzeugkoffers der Netzbetreiber – neben klassischem Netzausbau kämen künftig Flexibilitätsbewirtschaftung, Längsregler, regelbare Ortsnetztrafos und andere innovative Technologien hinzu – mache den Einsatz von Algorithmen zur Unterstützung von Planungsentscheidungen notwendig. Der Bahnstrombetrieb-Experte nennt die Parametrierung und Optimierung des Netzreglers als konkretes angestrebtes KI-Anwendungsfeld: „Was wir aktuell nicht machen, aber mein Ziel ist: im Leitsystem gezielt KI einzusetzen, insbesondere um den Netzregler zu parametrieren und besser zu verstehen, was noch herauszuholen ist.“

**Speichersteuerung und Flexibilitätsbewirtschaftung:** Mehrere Experten verweisen auf den KI-gestützten Einsatz zur Ansteuerung von Speichern und zur Bewirtschaftung von Flexibilitätsdienstleistungen. Der Verteilernetzbetreiber-Experte berichtet von einem erfolgreich durchgeführten Pilotprojekt zur KI-basierten Steuerung eines netzdienlichen Speichers. Der Energiehandelsexperte beschreibt darüber hinaus den zunehmenden Einsatz dezentraler Controller bei Industriekunden, die Erzeugungs- und Verbrauchsdaten in Echtzeit messen und steuernd in Photovoltaik-Anlagen, E-Mobilitätsinfrastruktur und Batteriespeicher eingreifen (Wang et al., 2025; Yasmin et al., 2024).

**Predictive Maintenance und physische KI-Anwendungen:** Der Experte für Digitalisierung und Datenmanagement im Energiesektor erweitert den Blick auf industrielle Anwendungen jenseits des klassischen Netzsektors. In seinem Bereich sei Predictive Maintenance – also die vorausschauende Wartung von Kompressoren, Pumpen und anderen Anlagen – ein zentrales KI-Einsatzfeld (Gowekar, 2024; Mardanov et al., 2025). Darüber hinaus nennt er physische KI-Anwendungen wie Robotics für Sicherheitsbegehungen oder die KI-gestützte Kameraauswertung für analoge Messgeräte: „Wir haben für ein Feld das so gemacht, dass wir eine Kamera auf so ein Gage gerichtet haben und dann halt das auslesen können, wo das jetzt gerade steht, damit keiner mehr hinfahren muss.“ Diese Anwendungsperspektive verweist auf eine breitere Diffusion KI-basierter Technologien auch in physische Betriebsprozesse der Energieinfrastruktur (Azeta et al., 2025).

**Reporting und Dokumentation:** Als aufstrebendes Anwendungsfeld wird von mehreren Experten die Nutzung generativer KI für die Berichterstattung gegenüber Regulatoren und Ministerien genannt. Dieser Einsatzbereich sei weniger sicherheitskritisch und biete niedrigschwellige Einstiegsmöglichkeiten für die KI-Adoption in Unternehmen.

**KI-Use-Cases im österreichischen Strom- und Energiemarkt:** In der Beilage "KI-Use-Cases im österreichischen Strom- und Energiemarkt" sind alle KI-Use-Cases der Expertinneninterviews thematisch aufbereitet.

### **3.3. Technische Datenvoraussetzungen aus Expert:innensicht**

Trotz der grundsätzlichen Verfügbarkeit geeigneter Algorithmen und Modellarchitekturen wird in sämtlichen Interviews eine wesentliche Bedingung für deren effektive Nutzung hervorgehoben: die Qualität, Vollständigkeit und Aktualität der Eingangsdaten. Dieser Befund ist für die Einordnung der Schicht-1-These von zentraler Bedeutung, da er die Grenze zwischen technologischer Verfügbarkeit und praktischer Einsatzfähigkeit markiert (Chen et al., 2024; Yao et al., 2022).

Der Trading-Experte formuliert dies prägnant: „Jedes KI-Modell braucht eine sehr solide Datenbasis. Das wird im aktuellen Hype oft vergessen“. Dabei seien nicht nur Vollständigkeit, sondern auch skalierbare Verarbeitung, die Vermeidung von Duplikaten sowie die kontextuelle Korrektheit der Daten entscheidend (Thiruchelvam, 2024).

Der Bahnstrombetrieb-Experte ergänzt mit Blick auf die technische Granularität: Für eine belastbare KI-gestützte Lastprognose reichten 15-Minuten-Mittelwerte nicht aus – idealerweise seien 2-Sekunden-Werte erforderlich, um Frequenzdynamiken überhaupt erkennen zu können. Dies sei die eigentliche technische Hürde: nicht das Modell selbst, sondern die durchgängige, schnelle Übermittlung der Daten: „Welche Schnittstelle oder welcher Datenweg würde es denn auch schaffen, all die Informationen zu bündeln und zu verteilen, dass man eben nicht die drei Minuten alten Daten hat, sondern die so aktuell wie möglich?“. Diese Aussage verweist auf ein fundamentales technisches Problem: Nicht die Algorithmen, sondern die Datenübertragungsarchitektur stellt den limitierenden Faktor dar (Yuan et al., 2024; DOE, 2024).

Der Digitalisierung und Datenmanagement-Experte aus dem Industriekonzern unterstreicht die Bedeutung ausreichender Trainings-Datenmenge für KI-Modelle: Im Bereich Predictive Maintenance für Pumpen habe man in Österreich möglicherweise nur 20 Ausfälle historisch erfasst – zu wenig, um ein valides Modell zu trainieren. Idealerweise würden alle Unternehmen der Branche ihre Pumpendaten teilen, um kollektiv bessere Modelle zu entwickeln: „Da wäre es natürlich super, wenn alle Energie-Firmen Europas ihre Pumpen-Daten sharen würden.“. Dies verdeutlicht, dass die Leistungsfähigkeit von KI-Modellen nicht nur von der Datenqualität, sondern auch von einer kritischen Datenmenge abhängt – ein Befund, der sektorübergreifend gilt und im Energienetz besonders dann relevant wird, wenn neue Technologien (wie Ladestationen oder Wärmepumpen) noch keine ausreichende Installationsdichte für robuste Modelle erreicht haben (Rakholia et al., 2025).

Der Verteilernetzbetreiber-Experte nennt als besonders kritische Datenlücken die fehlenden Stammdaten und Prognosedaten zu Ladestationen und Wärmepumpen: Während für Einspeiser aus erneuerbaren Energien bereits gute Datenverfügbarkeit bestehe, herrsche bei diesen neuen Verbrauchsflexibilitäten noch eine „ordentliche Lücke“. Für die Prognosequalität seien sowohl statische Stammdaten (Standort, installierte Leistung) als auch dynamische Messdaten in einer Granularität von ein bis zehn Minuten pro Zählpunkt wünschenswert.

## Übersicht über Granularitätsanforderungen für Zeitreihendaten – Expert:innenaussagen

### **Echtzeit / Sekundenbereich:**

| <b>Anforderung</b>                                                    | <b>Kontext / Begründung</b>                                                                                                                                                                  |
|-----------------------------------------------------------------------|----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| <b>2-Sekunden-Werte</b><br>(Messdaten)                                | Für Lastprognosen im Bottom-up-Ansatz: Auf 15-Minuten-Mittelwerten ist Frequenzdynamik schlicht nicht erkennbar. Nur mit 2-Sekunden-Daten lassen sich Frequenzschwankungen adäquat abbilden. |
| <b>„Nahezu live“ /<br/>Echtzeit</b>                                   | Für Betriebsführung in der Leitstelle: Aktuell vergehen bis zu 5 Minuten vom Intraday-Handel bis zur Abbildung im Leitsystem – das sei „ewig, wenn man die Zukunft steuern will“             |
| <b>Echtzeit-Messdaten<br/>pro Zählpunkt</b>                           | Für operative Netzsicherheitsberechnung: Speicher und PV-Anlagen können unkontrolliert Ungleichgewichte erzeugen – das sei mit Tagesdaten nicht beherrschbar                                 |
| <b>1-Minuten-Werte</b><br>(optimal)                                   | Für Lastprofile beim Verteilnetzbetreiber: EN 50160-Standard fordert 10-Minuten-Mittelwerte – Minutenauflösung wäre das Optimum für operative Planung                                        |
| <b>10-Minuten-Werte</b><br>(Mindestanforderung)                       | Als untere akzeptable Grenze für dynamische Messdaten pro Zählpunkt (Ladestationen, Wärmepumpen, Smart Meter)                                                                                |
| <b>„Nicht<br/>Sekundenebene,<br/>aber Minuten bis 10<br/>Minuten“</b> | Sekundendaten seien zu granular für Netzplanung; 1–10 Minuten sei der praxisrelevante Korridor                                                                                               |

### **15-Minuten-Bereich (Standardmarkt, teils unzureichend)**

| <b>Anforderung</b>                                         | <b>Kontext / Begründung</b>                                                                                                                                                  |
|------------------------------------------------------------|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| <b>15-Minuten-Werte</b><br>(Viertelstunde)                 | Aktueller Smart-Meter-Standard (IME-Ausbaustufe); für Netzplanung eine Verbesserung gegenüber Tageswerten, für Echtzeit-Betriebsführung aber immer noch unzureichend         |
| <b>15-Minuten-Werte als<br/>Zeitscheiben im Regelmarkt</b> | Primärregelleistung aktuell in 4-Stunden-Blöcken präqualifiziert – Verkürzung auf Viertelstunden-Blöcke werden gefordert, um neue Teilnehmer (PV, Wärmepumpen) einzubeziehen |

### Stündlich / Tagesgranularität (aktueller Ist-Zustand, meist unzureichend)

| Situation                                                                    | Bewertung durch Experten                                                                                                       |
|------------------------------------------------------------------------------|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| <b>Tagesdaten (1 Wert/Tag)</b><br>– aktueller Standard für viele Smart Meter | Unzureichend für aktives Netzmanagement; ermöglicht nur historische Auswertung, keine Echtzeit-Reaktion                        |
| <b>Nächste-Tag-Verfügbarkeit</b> von Smart-Meter-Daten                       | Reicht für Tagesplanung gerade noch aus – aktives Intraday-Management oder Echtzeit-KI nicht möglich                           |
| <b>Monatliche Abrechnung</b> in Energiegemeinschaften                        | Vollständig unzureichend für jede Form von Planungs-KI; „Blindflug“ für Netzbetreiber                                          |
| <b>Stundenwerte (4 je Stunde = Viertelstunden)</b> mit Verzögerung           | Der Energiehandel-Konzern erhält diese nicht in Echtzeit, sondern mit erheblichem Lag – praxistauglich nur für Nachbetrachtung |

### Technologische Herausforderungen und Limitationen

Obwohl die Verfügbarkeit geeigneter KI-Technologie von keinem der befragten Experten grundsätzlich in Frage gestellt wird, werden spezifische technische Herausforderungen benannt, die den Einsatz im Energiesystem von anderen Domänen unterscheiden.

**Datenlatenzen als systemisches Problem:** Ein wiederkehrendes Thema ist die hohe Verzögerung, mit der relevante Messdaten für operative KI-Anwendungen verfügbar werden. Der Energiewirtschafts-Experte beschreibt, dass Zählerdaten auch im Opt-in-Bereich erst am Folgetag vorlägen; im Kontext von Energiegemeinschaften erfolge die Datenverfügbarkeit sogar erst nach einem vollen Monat. Unter diesen Bedingungen sei selbst ein gut trainiertes KI-Modell auf historische Schätzverfahren angewiesen: „Man kann nur mit den Daten planen, die man hat“. Der Bahnstrombetrieb -Experte berichtet von einer analogen Problematik im Intraday-Handelsprozess: Vom abgeschlossenen Handel bis zur Abbildung als offene Position im Leitsystem vergingen teils fünf Minuten – eine für Echtzeitsteuerungszwecke untragbare Latenz. Die KI-Expertin aus der Energiebranche bestätigt das strukturelle Ausmaß dieses Problems: Auch Börsendaten und Trading-Daten kämen teilweise erst drei Tage nach dem Ereignis an – „in der Theorie sind Theorie und Praxis dasselbe, aber in der Praxis ist es anders“.

**Heterogene Datenformate als strukturelles Interoperabilitätsproblem:** Der Digitalisierung und Datenmanagement -Experte hebt aus seiner Erfahrung in einem internationalen Energiekonzern hervor, dass das Fehlen einheitlicher Datenformate zu den fundamentalsten Hindernissen für KI-Anwendungen zähle: „Es ist wirklich erstaunlich. Ich bin jetzt seit 20 Jahren in dem Bereich unterwegs und es funktioniert noch immer nicht, dass man einheitliche Datenformate schafft.“. Er beobachtet dabei eine interessengeleitete Persistenz des Problems: Softwareanbieter hätten kein Eigeninteresse daran, kompatible Formate zu entwickeln, weil proprietäre Formate die Kundenbindung erhöhten. Ähnliche Beobachtungen zum Entwicklungswillen der Hersteller bei Standardschnittstellen macht auch der Bahnstrombetrieb -Experte: „Wir brauchen häufig Sonderlösungen – und es scheitert am

Entwicklungswillen der Hersteller.". Dieser Befund findet eine direkte Entsprechung in der Energienetzwelt, wo mangelnde Standardisierung von Schnittstellen zwischen Leitsystemen, Messinfrastruktur und Handelsplattformen als wiederkehrende Barriere beschrieben wird (International Data Spaces Association, 2025).

**Modellqualität bei wachsender Volatilität:** Der Trading-Experte verweist auf die wachsende Herausforderung für bestehende Prognosemodelle durch den beschleunigten Ausbau erneuerbarer Energien: Historische Trainingsdaten müssten kontinuierlich rekaliert werden, da sich der Erzeugungs-Mix rasant verändere. Besonders plastisch illustriert dies der Bahnstrombetrieb-Experte am eigenen Anwendungsfall: Im Bahnstromnetz träten innerhalb einer Viertelstunde Laständerungen von bis zu 300 MW bei einer Höchstlast von rund 600 MW auf – ein Volatilitätsniveau, das für klassische Prognosemodelle kaum beherrschbar sei. Klassischerweise zur vollen Viertelstunde und halben Stunde, wenn viele Züge gleichzeitig abführen, entstünden stoßartige Leistungsanforderungen, die nur durch eine Kombination aus Umrichtertechnologie, Speichersteuerung und netzübergreifender Regelung bewältigbar seien (Frontiers in Energy Research, 2024; Nature, 2025).

**Segmentierungsproblem bei fehlenden Kundendaten:** Der Energiewirtschafts-Experte betont, dass die vorhandenen KI-Systeme zur Anlagenklassifikation nur für eigene Kunden mit vollständiger Datenlage eingesetzt werden könnten: „Bei Kunden, die nicht unsere sind, kann man nur raten, was sie haben“. Der Digitalisierung und Datenmanagement-Experte zeigt eine strukturell analoge Problematik auf industrieller Ebene: Im Bereich Predictive Maintenance fehle häufig die kritische Datenmasse für robuste Modelle – zu geringe Stückzahlen gleicher Geräte im eigenen Unternehmen machten ein sektorweites Datenteilen eigentlich notwendig, das jedoch aus Wettbewerbsgründen nicht stattfinde (Milošević et al., 2024).

| Use Case                                               | Geforderte Granularität               | Aktueller Zustand              | Ist-Lücke | Barriere                                                   |
|--------------------------------------------------------|---------------------------------------|--------------------------------|-----------|------------------------------------------------------------|
| <b>Echtzeit-Betriebsführung / Netzregelung</b>         | Sekunden / Echtzeit                   | 15 min – 1 Tag                 | ✗ Groß    | Keine Live-Abgriffe auf externe Leitsysteme erlaubt        |
| <b>Frequenzstabilisierung / Laständerungserkennung</b> | <b>2-Sekunden-Werte</b> (Mindestziel) | Viertelstunden-Mittelwerte     | ✗ Groß    | Datenübertragungsarchitektur, Schnittstellen fehlen        |
| <b>Lastprognose Verteilnetz (Bottom-up)</b>            | <b>1–10 Minuten</b> pro Zählpunkt     | 1 Tageswert pro Kunde          | ✗ Groß    | Datenschutz (DSGVO), fehlende Smart-Meter-Infrastruktur    |
| <b>Operative Netzplanung (täglich)</b>                 | <b>15 Minuten</b> (als Minimum)       | Folgetag oder monatlich        | ♦ Mittel  | Umstellung IMS → IME noch nicht flächendeckend             |
| <b>KI-Lastprognose Industriekunden</b>                 | Echtzeit bis 15 Minuten               | 15 min (überwiegend vorhanden) | ✓ Klein   | Für Kunden die nicht zum Konzern gehören, kein Datenzugang |
| <b>Speicher- &amp; Flexibilitätssteuerung</b>          | Echtzeit / Minuten                    | 1 Tag (Folgetag)               | ✗ Groß    | Keine Opt-in-Daten in Echtzeit; Daten kommen erst Folgetag |

|                                                      |                                            |                                          |             |                                                                   |
|------------------------------------------------------|--------------------------------------------|------------------------------------------|-------------|-------------------------------------------------------------------|
| <b>Energiegemeinschaften Abrechnung</b>              | Tagesdaten (Minimum)                       | Monatlich                                | ✗<br>Groß   | Rechtlich: keine Verpflichtung zur häufigeren Meldung             |
| <b>KI-Kundensegmentierung / Anlagenerkennung</b>     | 15 Minuten (ausreichend)                   | 1 Tageswert (Nicht-eigene-Kunden fehlen) | ◆<br>Mittel | Energienlieferant darf Netzdaten fremder Kunden nicht sehen       |
| <b>Wetterdaten / PV- &amp; Windprognose</b>          | Stündlich (ausreichend)                    | Überwiegend vorhanden                    | ✓<br>Klein  | Kosten für Qualitätsdaten; Wolkendurchgänge schwer erfassbar      |
| <b>Einspeiseprognose erneuerbare Anlagen</b>         | 15 Minuten (ausreichend)                   | Überwiegend vorhanden                    | ✓<br>Klein  | Prognosequalität variiert je nach Anlagenbetreiber                |
| <b>Stammdaten (Ladestationen, Wärmepumpen)</b>       | Statisch (einmalig, aktuell halten)        | Großteils <b>nicht vorhanden</b>         | ✗<br>Groß   | Keine gesetzliche Meldepflicht; Datenschutz                       |
| <b>Regelenergie-Präqualifizierung (Zeitscheiben)</b> | <b>15 Minuten</b> (statt 4-Stunden-Blöcke) | 4-Stunden-Blöcke                         | ◆<br>Mittel | Regulatorische Marktdesign-Entscheidung fehlt                     |
| <b>Bilanzgruppen-Tagesplanung</b>                    | Folgetag (ausreichend)                     | Überwiegend vorhanden, aber inkonsistent | ◆<br>Klein  | Verzögerungen (Nachmittag statt Mitternacht)                      |
| <b>Intraday-Handel / Leitsystem-Abbildung</b>        | <b>&lt; 1 Minute</b> (near real-time)      | ~5 Minuten Verzögerung                   | ✗<br>Groß   | Datenpush über Plattformen mit Latenz; kein direkter Live-Abgriff |
| <b>Predictive Maintenance (Industrie/Pumpen)</b>     | Sekunden-Sensordaten                       | Manuell oder unvollständig               | ✗<br>Groß   | Wettbewerbsbedenken; kein Datensharing zwischen Firmen            |

### 3.4. Kulturelle und institutionelle Dimensionen der Technologieadoption

Ein qualitativ neuartiger Befund, der sich insbesondere aus den Interviews mit dem Digitalisierung und Datenmanagement -Experten und dem Bahnstrombetrieb-Experten ergibt, betrifft die kulturelle und institutionelle Dimension der KI-Adoption. Dabei wird deutlich, dass technologische Reife nicht automatisch zu breitflächigem Einsatz führt – sondern dass organisationale, regulatorische und kulturelle Faktoren maßgeblich darüber entscheiden, ob vorhandene Technologien genutzt werden.

Der Digitalisierung und Datenmanagement -Experte vergleicht anschaulich die unterschiedliche Datenkultur verschiedener Länder und Unternehmenstypen: In Norwegen seien Daten als gemeinsames Gut verstanden. Die norwegische Plattform Cognite setze auf das Prinzip, dass Daten standardmäßig für alle zugänglich seien, außer sie würden explizit gesperrt – eine Umkehrung des in anderen Ländern üblichen Prinzips der Datenzurückhaltung. Am anderen Ende des Spektrums stünden Länder, in denen Produktionsdaten als handschriftliche Scans per E-Mail übermittelt würden. Diese Spannweite – von vollständiger digitaler Offenheit bis zu analoger Datenisolation – illustriert, dass die technologische Machbarkeit von KI-Anwendungen stets im Kontext institutioneller Bereitschaft zur Datenbereitstellung beurteilt werden müsse.

Im Kontext des Interviews mit einem Experten eines Schienennetzbetreibers wird deutlich, dass auch innerhalb eines einzelnen Großunternehmens die Organisationsgröße eine strukturelle Herausforderung für die Datenteilung und KI-Integration darstellt. Diese Beobachtung unterstreicht, dass nicht nur inter-organisationale, sondern bereits intra-organisationale Datenfragmentierung ein reales Hindernis für KI-Anwendungen darstellen kann.

### **3.5. Reflexion und Triangulation**

Die Triangulation der Interviewaussagen aus acht Expert:innengesprächen ergibt ein kohärentes Bild: Die in der Einleitung formulierte These, dass die technologische Basis für KI im Energiesystem weitgehend gegeben sei, wird inhaltlich von sämtlichen befragten Expert:innen bestätigt. Gleichwohl lassen sich innerhalb dieses Konsenses graduelle Unterschiede im Reifegrad und im Einsatzumfang erkennen.

Während der Energiehandel-Konzern – sowohl im Bereich Trading als auch im KI-Kompetenzzentrum – bereits ein breites Portfolio an produktiven KI-Systemen betreibt und mit dem Programm ARC (AI Rollout and Control) einen strukturierten, unternehmensweiten Transformationsprozess verfolgt, berichten Verteilernetzbetreiber und der Bahnstrombetrieb-Experte von einem eher selektiven, projektbezogenen Einsatz, der sich primär auf Prognosesysteme und erste Piloterfahrungen in der Speicher- und Netzregelungssteuerung konzentriert. Dies dürfte einerseits auf die unterschiedliche Ressourcenausstattung, andererseits auf die unterschiedliche regulatorische Exposition der Akteure zurückzuführen sein.

Die Einbindung des Digitalisierung und Datenmanagement-Experten bringt einen wichtigen sektorübergreifenden Vergleichspunkt: Im Energiebereich zeige sich dasselbe fundamentale Muster wie im Stromsektor – vorhandene KI-Technologie werde durch fehlende Standardisierung von Datenformaten, mangelnde Bereitschaft zum Datenaustausch und unzureichende Datenmengen für das Modelltraining in ihrer Wirksamkeit limitiert. Dieser Befund stärkt die These, dass es sich bei den identifizierten Herausforderungen um sektorübergreifende, strukturelle Phänomene handelt, nicht um energiebereichspezifische Sonderfälle.

Ein gewisser Widerspruch tritt auf, wenn man die Aussagen zur technologischen Machbarkeit mit jenen zur praktischen Wirksamkeit konfrontiert. Der Energiewirtschafts-Experte stellt explizit klar, dass KI im Bereich der Nachfragesteuerung und Flexibilitätsaktivierung an eine systemische Grenze stoße, die nicht technologischer, sondern ökonomischer Natur sei: KI könne zwar Optimierungspotenziale erkennen, aber nicht realisieren, solange Kunden durch fehlende Preissignale keinen Anreiz haben, ihr Verhalten zu ändern: „Übrigens hilft auch die KI nicht weiter. Man kann zwar optimieren, aber zuerst muss ein Kunde erst einmal herausfinden, ob es überhaupt etwas zu tun gibt.“ In ähnliche Richtung argumentiert der Bahnstrombetrieb-Experte, wenn er die Schwierigkeit beschreibt, ein technisch sinnvolles System in einer sicherheitsgetriebenen Branche zu testen und einzuführen: „Im schlimmsten Fall gehen überall die Lichter aus – Tests sind schwierig, weil das Leitsystem keine 'on the fly'-Korrekturen erlaubt.“

Hinsichtlich der Frage der menschlichen Kontrolle über KI-gestützte Entscheidungen besteht unter den Experten weitgehender Konsens: Die KI-Expertin vertritt die Auffassung, dass aktuell die Verantwortung beim Menschen verbleiben solle und KI nur unterstützend eingesetzt werden dürfe. Der Verteilernetzbetreiber-Experte sieht die Haftung für Betriebsentscheidungen weiterhin beim Netzbetreiber. Der Bahnstrombetrieb-Experte formuliert dies unter Verweis auf die spezifische Sicherheitskultur der Branche: „Wenn es scharf ist, ist es scharf“. Diese übereinstimmende institutionelle Vorsicht gegenüber vollautomatisierten Entscheidungsprozessen in der kritischen Infrastruktur verweist auf spezifische Governance-Anforderungen, die über die reine Technologieebene hinausgehen (OECD, 2021).

### **3.6. Überleitung zu Schicht 2: Datenfragmentierung als zentraler Engpass**

Die Analyse der Interviewaussagen zur technologischen Ebene zeigt, dass die für KI-Anwendungen erforderlichen Algorithmen und Modellarchitekturen im österreichischen Energiesystem grundsätzlich bekannt und in Teilbereichen bereits produktiv implementiert sind. Die Reife reicht von etablierten ML-basierten Prognosesystemen (Verteilernetzbetrieb, Energiewirtschaft) über erste KI-gestützte Netzplanung, Betriebsbereichskurven und Speichersteuerung (Verteilernetzbetreiber) bis hin zu sektorübergreifenden KI-Programmen (Verteilernetzbetrieb) sowie dem angestrebten KI-Einsatz in sicherheitskritischer Leitstellentechnik (Bahnstrombetrieb).

Die Erweiterung des Samples um die Perspektive des Industriekonzerne – als industriellem Energieerzeuger mit langjähriger Erfahrung in datenintensiven KI-Projekten – liefert dabei einen wertvollen Außenblick: Das Muster von technologischer Verfügbarkeit bei gleichzeitiger struktureller Datenblockade ist kein Spezifikum des regulierten Stromnetzbetriebs, sondern erweist sich als sektorübergreifendes Phänomen. Ebenso verdeutlichen die Erfahrungen der Bahnstrombetriebs-Firma als Betreiber eines hochvolatilen, eigenständigen Bahnstromnetzes mit komplexen Schnittstellen zum 50-Hz-Firmennetz, dass selbst bei verfügbarer Sensortechnik und digitalem Leitsystem die Datenübertragungsarchitektur und die Latenzen zwischen Systemen einen realen Bottleneck darstellen.

Aus dem gesamten Interviewmaterial lässt sich damit eine strukturelle Diskrepanz herausarbeiten: Die technologische Machbarkeit steht in einem erheblichen Spannungsverhältnis zur tatsächlichen Datenverfügbarkeit, die von sämtlichen Experten – unabhängig von ihrer Sektorherkunft – als der maßgebliche Engpassfaktor identifiziert wird. Datenlatenzen, fehlende Stammdaten zu neuen Flexibilitätsressourcen, heterogene Datenformate, institutionell bedingte Datenzugangsrestriktionen sowie mangelnder politischer und wirtschaftlicher Wille zur Standardisierung limitieren die Wirksamkeit verfügbarer KI-Technologie weit stärker als deren algorithmische Grenzen.

Dieses Ergebnis leitet unmittelbar zur zweiten analytischen Schicht über: Wenn die technologische Basis gegeben ist, rückt die Frage in den Mittelpunkt, unter welchen Bedingungen die für KI notwendige Dateninfrastruktur – interoperabel, aktuell, standardisiert und datenschutzkonform – realisiert werden kann. Die Antwort der befragten Experten auf diese Frage wird im folgenden Kapitel 4 systematisch aufgearbeitet.

## **4. Zweite Schicht: Daten – vorhanden, aber fragmentiert**

Die zweite Schicht bildet das Herzstück der empirischen Diagnose. Während Kapitel 4.1 zeigen konnte, dass die algorithmische Basis für KI im österreichischen Energiesystem weitgehend gegeben ist, rückt nun die Frage in den Mittelpunkt, ob die dafür notwendige Dateninfrastruktur tatsächlich bereit steht. Die Antwort aller befragten Experten ist eindeutig: Daten existieren, sie liegen jedoch in voneinander

getrennten Systemen, werden in heterogenen Formaten verarbeitet und stehen den relevanten Akteuren häufig nicht in der erforderlichen Qualität oder Zeitnähe zur Verfügung.

#### **4.1. Fragmentierung als Strukturproblem – nicht als individuelles Versagen**

Ein zentrales Ergebnis der Interviews besteht darin, dass die gegenwärtigen Datensilos nicht als Versagen einzelner Unternehmen zu werten sind. In sämtlichen Gesprächen wird stattdessen ein historisch gewachsenes, dezentral organisiertes System sichtbar, das für die aktuelle Dichte an Anforderungen aus Volatilität, Dezentralisierung und Flexibilisierung schlicht nicht ausgelegt wurde.<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Der Begriff „Datensilo“ bezeichnet in der einschlägigen Fachliteratur institutionell getrennte Datenspeicher, die technisch nicht oder nur unzureichend miteinander kommunizieren (vgl. IEA 2021: *Digitalisation and Energy*). Die Interviews bestätigen dieses Muster für den österreichischen Kontext empirisch.

Besonders prägnant beschreibt dies der Experte aus dem Übertragungsnetzbetrieb: Ein erheblicher Teil der installierten Photovoltaikleistungen unterhalb bestimmter Schwellenwerte werde dem Übertragungsnetzbetreiber regulatorisch nicht gemeldet; gleichzeitig kämen Prognosen aus dem Verteilnetz, ohne dass die dahinterliegenden Rohdaten nachvollziehbar seien. Daraus entstehe ein sogenannter *Observability Gap*, das System müsse stabil geführt werden, obwohl wesentliche dezentrale Entwicklungen nur indirekt oder zeitverzögert erkennbar seien (Experte Übertragungsnetzbetrieb). Man habe die Systemwirkung kleiner PV-Anlagen anfangs unterschätzt: „Man hat's gemerkt, aber halt mit Verzögerung.“

Diese Einschätzung wird aus der DSO-Perspektive bestätigt. Der Verteilnetzbetreiber-Experte benennt als größte Herausforderung die vielfach vorhandenen, aber unvollständig synchronisierten Datenquellen in einem strukturierten Repository zusammenzuführen. Ein laufendes Projekt, das intern unter dem Titel „Digitaler Zwilling“ geführt wird. Allein die Notwendigkeit eines solchen Projekts verweist auf den Reifegrad der internen Datenbasis). Standardisierung und Vereinheitlichung der Formate, intern wie im externen Austausch, seien die größte technische Herausforderung überhaupt.

Aus der Handelsperspektive fügt der Trading-Experte eine wichtige Beobachtung hinzu: In politischen Debatten werde oft unterstellt, die relevanten Daten seien „ja vorhanden“, die operative Realität sehe jedoch ganz anders aus. Auf dem Papier funktionierten die Datenprozesse, in der Praxis variierten Lieferzeiten stark von Netzbetreiber zu Netzbetreiber, und Marktprozesse, die Datenverfügbarkeit regeln sollten, würden häufig nur auf dem Papier eingehalten (Experte DSO). Die KI-Expertin bestätigt: Innerhalb einer Organisation laufe der Datenaustausch meist gut. Schwieriger werde es zwischen Organisationen, wo Daten aus Vertrags- oder Datenschutzgründen nicht weitergegeben werden dürfen. Als zentrale Herausforderungen benennt sie Datenverfügbarkeit, Datenqualität, Aktualität und Zugriffsrechte: Vier Dimensionen, die sich gegenseitig bedingen (KI-Expertin).

#### **4.2. Drei Datenkategorien mit unterschiedlichem Reifegrad**

Die thematische Auswertung der Interviews legt nahe, drei Kategorien zu unterscheiden: *Stammdaten*, *Prognosedaten* und *Echtzeit- bzw. Betriebsdaten*. Datenverfügbarkeit ist im österreichischen Stromsystem kein binärer Zustand, sondern entlang von Vollständigkeit, Granularität und Latenz mehrdimensional abgestuft.

| Datenkategorie                                      | Verfügbarkeit heute                                    | Hauptlücke                                                |
|-----------------------------------------------------|--------------------------------------------------------|-----------------------------------------------------------|
| Stammdaten (Standort, Leistung, Konfiguration)      | Für EE-Anlagen gut, sonst lückenhaft                   | E-Ladestationen, Wärmepumpen, kleine PV                   |
| Prognosedaten (Lastprofile, Einspeisung, Fahrpläne) | Vorhanden, aber heterogen und qualitätsabhängig        | Granularität, Methodentransparenz, Lieferzeiten           |
| Echtzeitdaten (Schaltzustände, Live-Messungen)      | Auf TSO-Ebene weit entwickelt; im Verteilnetz begrenzt | Echtzeitfähigkeit im Verteilnetz; Latenz im Bahnstromnetz |

#### 4.3. Stammdaten

Stammdaten, also Informationen zum Standort, installierter Leistung und technischer Konfiguration dezentraler Anlagen, sind für Einspeiseanlagen aus erneuerbaren Energien bereits vergleichsweise gut erfasst. Bei neuen elektrischen Verbrauchern hingegen bestehen erhebliche Lücken. Der Verteilnetzbetreiber-Experte formuliert dies direkt: „Wir haben ziemlich gute Daten von Einspeisern. Das funktioniert ganz gut, aber wir haben eine ordentliche Lücke, was die Daten anbelangt, die sich mit E-Ladestationen in Verbindung setzen.“(Experte Verteilnetzbetreiber). Dasselbe gelte für Wärmepumpen, für die weder belastbare Stammdaten noch ausreichende Prognosedaten vorlägen.

Der Übertragungsnetzbetreiber-Experte ergänzt aus übergeordneter Sicht: Für Netzstabilisierungs-Anwendungen sei nicht nur das Live-Signal entscheidend, sondern gleichermaßen die Frage „wer hat was wo installiert, in welcher Konfiguration“ (Experte Übertragungsnetzbetreiber). Eine einzelne kleine PV-Anlage bringe keinen Ortstransformator zum Kippen – die Summe vieler unkommunizierter Anlagen verändere aber Lastkurven und Einspeiseverhalten systemrelevant.

#### 4.4. Prognosedaten

Bei Prognosedaten zeigt sich ein mittlerer Reifegrad: Sie existieren in vielen Bereichen, sind aber heterogen, modellabhängig und häufig nicht in einer Form verfügbar, die systemübergreifend konsistent anschlussfähig wäre. Der Übertragungsnetzbetrieb-Experte sieht das Problem nicht im Fehlen von Prognosen, sondern in ihrer unterschiedlichen Güte, Methodik und Nachvollziehbarkeit: Eine Standardisierung der Prognosemethodik halte er für kontraproduktiv – sinnvoller sei ein gemeinsamer Rahmen, innerhalb dessen Unterschiede erhalten blieben und voneinander gelernt werden könne (Experte Übertragungsnetzbetrieb).

Die KI-Expertin aus dem Handelsumfeld fügt eine weitere Dimension hinzu: Viertelstundenwerte kämen zwar grundsätzlich an, aber mit Verzögerung, für Echtzeitanwendungen seien sie kaum nutzbar. Ähnliches gelte für Börsen- und Handelsdaten, die mitunter erst Tage nach dem Ereignis verfügbar würden (KI-Expertin). Der Bahnstrom-Experte beschreibt, wie komplex selbst gut ausgebaute Prognosen sein können: Niederschlagsprognosen würden dazu verwendet stundengenau Zuflüsse für Wasserkraftwerke abzuleiten und daraus den optimalen Asset-Einsatz zu berechnen. Dieses Verfahren zeigt das Potenzial datengetriebener Prognosen, verweist aber auch darauf, wie sensitiv solche Kaskaden gegenüber Lücken in den vorgelagerten Eingangsdaten sind: „Die Qualität der Wetterdaten ist das Nonplusultra.“ (Zhang et al., 2023; Bauer et al., 2015).

#### **4.5. Echtzeit- und Betriebsdaten**

Die deutlichste Asymmetrie zwischen Netzebenen zeigt sich bei Echtzeit- und Betriebsdaten. Auf der Übertragungsnetzebene besteht eine weitgehend vollständige Observabilität: Schalthandlungen, Einspeisungen, Frequenzwerte und Grenzwerte werden im Sekunden- bis Millisekundentakt überwacht; Phasenmessenheiten liefern nahezu in Echtzeit ein gesamteuropäisches Frequenzlagebild (Experte Übertragungsnetzbetrieb).

Im Verteilnetz ist die Situation grundlegend anders. Aktuell gelange über die Smart-Meter-Infrastruktur lediglich ein Wert pro Kunde und Tag ins System – keine Lastprofile, keine Live-Messwerte (European Commission JRC, 2022). Selbst nach dem Schritt zu einer erweiterten Smart-Meter-Ausbaustufe bleibe das grundsätzliche Problem bestehen: „Bei IME habe ich trotzdem das Problem, dass ich erst am Folgetag die Daten für heute bekomme. Das sind keine Live-Auslösungen.“ (Experte Verteilnetzbetreiber). Für die operative Netzbewirtschaftung wären Lastprofile in Minuten- bis Zehn-Minuten-Auflösung notwendig; auf Sekundenebene hingegen sei die Auslesung für Netzplanungszwecke zu granular.

Beim Bahnstrom-Experten tritt eine spezifische Echtzeitbarriere hinzu: Vom abgeschlossenen Intraday-Handelsgeschäft bis zur Abbildung als offene Position im Leitsystem vergingen mitunter fünf Minuten – „ewig, wenn man die Zukunft steuern will“. Die Ursache liege nicht in fehlender Messtechnik, sondern in der Architektur des Datentransports: Daten würden auf Plattformen hochgeladen und von dort abgeholt, direkte Live-Zugriffe auf Leitsysteme seien aus Sicherheits- und Regulierungsgründen nicht erlaubt. Verschärft werde dies durch interne Fragmentierung: Selbst in einem Unternehmen, das Erzeuger, Netzbetreiber und Abnehmer in einer Hand vereint, gelinge es nicht immer, dem Leitsystem die disponierten Züge direkt und in Echtzeit mitzuteilen. (Experte Bahnbetrieb) (U.S. DOE, 2024).

#### **4.6. Latenz als systemisches Praxisproblem**

Quer durch alle Interviews zieht sich Datenlatenz als dominierendes Muster. Der empirische Befund lautet nicht nur, dass Daten unvollständig sind, sondern vor allem, dass sie zu spät verfügbar werden, um in hochdynamischen Anwendungsfällen wirksam genutzt zu werden. Für KI-gestützte Systeme ist dies besonders kritisch, weil Modellgüte und operative Handlungsfähigkeit unmittelbar mit der Aktualität der Eingangsdaten zusammenhängen.

#### **Übertragungsnetz: Die Use-Case-Spezifität als Schlüsselargument**

Im Übertragungsnetz macht der Experte aus dem TSO-Umfeld eine Aussage, die in ihrer Konsequenz weit über den technischen Befund hinausgeht: Datenaustausch sei stets auf den konkreten Use Case hin zu definieren. Was für die Bilanzgruppenabrechnung tauglich sei – etwa 15-Minuten-Auflösung –, sei für die Frequenzstabilisierung schlicht ungeeignet (TSO-Experte). Dahinter steckt ein fundamentales Designprinzip: Datengranularität und Latenzanforderungen sind keine abstrakten Qualitätskennzahlen, sondern emergieren zwingend aus dem jeweiligen Anwendungsfall. Frequenzstabilität verlange je nach Anwendungsfall einen Sekunden- oder sogar Millisekundentakt; in diesem Kontext sei eine Zeitauflösung von 15 Minuten „eine Ewigkeit“ (TSO-Experte). Der Experte erläutert dies am Beispiel der Phase Measurement Units (PMUs) und des europäischen MAMS-Systems, das Frequenzschwankungen in fast-Echtzeit trackt – ein System, das die prinzipielle technische Machbarkeit hochfrequenten Datenaustauschs demonstriert, dessen Logik aber bislang nicht auf den nationalen Datenaustausch zwischen TSO und DSO übertragen wurde.

Dieses Argument hat weitreichende regulatorische Implikationen: Meldepflichten, die sich an einer einheitlichen Granularität orientieren, können strukturell nicht allen Use Cases gerecht werden. Das ElWG, das Meldepflichten gegenwärtig erst ab einer Leistungsgrenze von 1 MW vorsieht, ist hierfür exemplarisch – es adressiert den Abrechnungsfall, nicht den Stabilitätsfall. Damit wird deutlich, dass

die Latenzfrage keine rein technische, sondern eine regulatorisch-architektonische Herausforderung darstellt.

### **Bilanzgruppen-Blindflug und Frequenzstabilisierungs-Blindflug: Zwei Ausprägungen desselben Problems**

Im Verteilnetz und im Bilanzgruppenbereich manifestiert sich das Latenzproblem in zwei klar unterscheidbaren, aber strukturell verwandten Formen, die gemeinsam als operative Blindflug-Situation zu verstehen sind.

Den **Frequenzstabilisierungs-Blindflug** beschreibt der TSO-Experte aus einer anderen Perspektive, die aber dieselbe Grundstruktur hat: Verteilnetzbetreiber überwachen ihre Netzknoten – etwa die Auslastung von Ortstrafo – vielfach nicht in Echtzeit. Bis zu einem gewissen Grad „fahren die Verteilnetzbetreiber blind“ (anonymisierter TSO-Experte). Das TSO-Netz ist sensorisch engmaschig überwacht – Schaltzustände, Übertragungsgrenzen, Abrufbestätigungen sind in Echtzeit verfügbar. Doch sobald Instabilitäten ihren Ursprung im Verteilnetz haben, sieht der Übertragungsnetzbetreiber nur die aggregierte Auswirkung, nicht deren Ursache. Mit dem massiven Zubau dezentraler Erzeuger steige das Risiko, dass unkontrollierte Rückkopplungen aus dem Verteilnetz erst dann erkennbar würden, wenn sie sich bereits auf das Übertragungsnetz auswirkten (anonymisierter TSO-Experte).

Beide Blindflug-Formen bedingen einander systemisch: Wer die Bilanzgruppe nicht in Echtzeit kennt, kann Flexibilitätspotenziale nicht abrufen. Wer die dezentrale Last nicht sieht, kann Frequenzabweichungen nicht antizipieren. Die Latenz ist damit nicht nur ein Datenqualitätsproblem, sondern ein Systemdesignproblem.

### **Top-Down-Clearing als strukturell wachsendes Risiko**

Dieser Befund wird durch ein weiteres Phänomen verschärft, das als **Top-Down-Clearing** bezeichnet werden kann: Für Kunden ohne Fernauslesung werde standardmäßig ein Standardlastprofil ohne PV-Anlage, Wallbox oder Wärmepumpe angenommen; alle tatsächlichen Abweichungen von diesem Profil werden pauschal zur Fahrplanabrechnung verschoben (anonymisierter Experte energiewirtschaftliche Planung). Diese Systematik sei handhabbar, solange die betroffenen Mengen überschaubar seien. Mit dem wachsenden Ausbau dezentraler Technologien steige das Unsicherheitsvolumen jedoch progressiv – und zwar gerade bei jenen Kunden, über die am wenigsten Daten vorlägen (anonymisierter Experte energiewirtschaftliche Planung). Das Top-Down-Clearing ist damit eine regulatorische Vereinfachung, die unter den Bedingungen eines zentralen Energiesystems funktioniert hat, unter dezentralen Bedingungen aber zunehmend zur Quelle systematischer Planungsfehler wird.

### **Marktprozesse: Normative Annahme vs. operative Realität im Licht des EIWG**

Aus der Handels- und Lieferantenperspektive bestätigt der Trading-Experte das strukturelle Ausmaß des Problems: Smart-Meter-Daten träfen – abhängig vom Netzbetreiber – teils bereits in der Nacht, teils erst am Nachmittag oder Folgetag ein. Es gibt keine einheitliche regulatorische Vorgabe für Lieferzeiten (anonymisierter Trading-Experte). Was formal als funktionierender Marktprozess beschrieben werde, funktioniere in der Praxis häufig „auf dem Papier“ anders.

Diese Einschätzung steht in einer bezeichnenden Spannung zum EIWG: Das Gesetz setzt Rahmenbedingungen für Smart-Meter-Rollout und Datenzugang, definiert jedoch keine einheitlichen Latenzanforderungen für den operativen Datentransfer zwischen Netzbetreiber und Lieferant. Die Praxis zeigt, dass heterogene Übertragungszeiten nicht als technisches Randphänomen, sondern als systemisches Muster zu verstehen sind – eines, das das EIWG bislang nicht adressiert. Das Gesetz formuliert Mindestvorgaben für die Messung, nicht für die Weiterleitung. Damit entsteht eine

regulatorische Lücke genau dort, wo die operative Planungsqualität entschieden wird (anonymisierter Trading-Experte).

### **Bahnstrom: Latenz als operatives Grundprinzip, nicht als Komfortoption**

Der Experte aus dem Bahnstrombereich bettet die Latenzfrage in einen spezifischen operativen Kontext ein, der die allgemeine Argumentation schärft. Im 16,7-Hz-Netz können Laständerungen innerhalb einer Viertelstunde bis zu 300 MW bei einer Gesamthöchstlast von rund 600 MW betragen – bedingt durch das simultane Anfahren oder Bremsen von Zügen zu festen Abfahrtszeiten (anonymisierter Bahnstromexperte). In diesem Umfeld ist Echtzeitverfügbarkeit von Daten keine Verbesserungsoption, sondern Betriebsvoraussetzung.

Der Experte benennt als zentrale technische Hürde nicht die Modellierung, sondern die Übertragungsfrequenz: Für belastbare Lastprognosen seien nicht 15-Minuten-Mittelwerte ausreichend, sondern idealerweise 2-Sekunden-Werte, da sich Frequenzdynamik in gemittelten Viertelstundenwerten nicht erkennbar abbildet (anonymisierter Bahnstromexperte). Konkret benennt er das Problem, dass vom Intraday-Handel bis zur Abbildung als Fahrplan im Leitsystem teils fünf Minuten vergehen – ein Zeitraum, in dem bereits operative Entscheidungen hätten getroffen werden müssen. Die Forderung nach nahezu live verfügbaren Daten – über Schnittstellen und Datenwege, die nicht drei Minuten alte Informationen transportieren, sondern aktuellste – ist damit aus dem Bahnstrombetrieb heraus klar motiviert: Wer die Zukunft steuern will, darf nicht mit Vergangenheitsdaten operieren (anonymisierter Bahnstromexperte). Das ist im Kontext eines Netzes mit Viertelstunden-Laständerungen von 50 % der Gesamtlast keine abstrakte Forderung, sondern ein operatives Grundprinzip.

### **4.7. Standardisierung und Interoperabilität als zweite Herausforderung**

Neben der Latenz wird mangelnde Standardisierung von nahezu allen Interviewpartnern explizit als zweite strukturelle Herausforderung genannt. Für den Verteilnetzbetreiber-Experten ist die Vereinheitlichung von Daten und Übermittlungsformaten die größte technische Einzelherausforderung, intern wie im Austausch mit anderen Stakeholdern: *„Die größte Herausforderung ist sicher, die Daten standardisiert und vereinheitlicht zur Verfügung zu stellen“*. Nicht alle Kundendaten seien dabei gleich sensibel – Spannungsprofile seien datenschutzrechtlich unkritischer als Lastprofile, *„weil über Lastprofile sich Rückschlüsse ziehen lassen, ob ein Kunde daheim ist oder nicht – und das ist sofort datenschutzrelevant“*. Was fehle, sei eine klare rechtliche Abgrenzung: *„Da muss halt das sauber abgegrenzt werden, was von Kundendaten jetzt datenschutzrelevant ist und was nicht“* (Experte Verteilnetzbetreiber).

Der Übertragungsnetzbetrieb-Experte beschreibt die daraus folgende Governance-Aufgabe präzise: *„Man muss sich halt zusammensetzen, alle am gleichen Strang ziehen, ausmachen, wer die Daten wie verwenden darf und wofür, auf einen Standard einigen, in welcher Qualität – und was Qualität für den Austausch bedeutet, wie man damit umgeht, wenn es nicht der Fall ist“*. Technisch sei das lösbar, die eigentliche Herausforderung liege in Standardsetzung, Rollenklarheit und Qualitätssicherung. Die eigentlich starke Aussage: Plank benennt explizit eine **Mindesterfüllungslogik** als Systemversagen: *„Wir orientieren uns eigentlich am absoluten Mindestmaß, dass das Gesetz hineingeschafft hat – und nicht an dem, was jetzt vollumfänglich das Sinnvollste wäre.“* Damit kritisiert er nicht einzelne Akteure, sondern eine strukturelle Haltung im Sektor: Datenteilung als Compliance-Pflicht statt als strategisches Instrument zur Netzoptimierung (Experte Übertragungsnetzbetrieb).

Aus Handelssicht plädiert der Trading-Experte dafür, bestehende Meldepflichten besser zu nutzen, statt neue zu schaffen: *„Ein neues zusätzliches System, das noch einmal zusätzliche Meldeverpflichtungen auf die Marktteilnehmer auferlegt, ist der falsche Weg, man sollte Daten, die einmal irgendwo an einer offiziellen Stelle gemeldet wurden, von dort verteilen“*. Eine zentrale

Zählerdatenbank, „*was wir immer wieder fordern und was es immer noch nicht gibt*“, würde im Markt erheblichen Abstimmungsaufwand ersparen, etwa bei Lieferantenwechseln, wo Adressen in unzähligen Schreibweisen geführt werden (Experte Trading).

#### 4.8. Regulatorische Unsichtbarkeit dezentraler Realität

Ein weiterer Befund, der aus dem Material herausragt und für die Forschungsfrage unmittelbar relevant ist, betrifft die Frage, inwieweit die geltende Regulierungsarchitektur die dezentrale Realität des Energiesystems abbildet. Die Interviews legen nahe, dass dies in wesentlichen Bereichen nicht der Fall ist.

Der Übertragungsnetzbetrieb-Experte weist darauf hin, dass Meldepflichten erst ab einer bestimmten Anlagengröße greifen, womit ein erheblicher Anteil dezentraler Erzeugung regulatorisch unsichtbar bleibt. Kumulierte Systemwirkungen – etwa durch tausende kleiner PV-Anlagen in einem Netzgebiet – würden erst bemerkt, wenn sie bereits energetischen Druck auf das Übertragungsnetz ausüben: „Wir haben auch gedacht, dass wir die PV-Ausbaustufen in Österreich nicht so stark mitbekommen, aber wir spüren tatsächlich den Druck auch aus dem Verteilnetz – war auch unerwartet“ (Experte Übertragungsnetzbetrieb). Das EIWG mit seiner 1-MW-Meldeschwelle spiegelt diese Situation direkt wider: Die dezentrale PV-Realität ist regulatorisch noch nicht in handhabbare Datenströme übersetzt. Dieser Befund ist dabei nicht bloß ein Datenlücken-Problem, sondern ein **Systemdesign-Problem**: Die Regulierungsarchitektur wurde für eine zentralisierte Erzeugungsstruktur konzipiert und hat die Dezentralisierung strukturell noch nicht eingeholt.

Die geltende Regulierungsarchitektur – insbesondere die 1-MW-Meldeschwelle des EIWG – wurde für eine zentralisierte Erzeugungswelt entworfen und bildet die dezentrale Realität des heutigen Energiesystems strukturell nicht ab. Hunderttausende PV-Anlagen, Batteriespeicher und Wallboxen bleiben damit regulatorisch unsichtbar, obwohl sie kumuliert erheblichen Einfluss auf Netzfrequenz und Lastflüsse ausüben. Die Folge: TSO und DSO erhalten keinen Echtzeit-Datenstrom aus diesen Anlagen, Prognosen entstehen ohne valide Rückkopplung, und Systemdruck wird erst bemerkt, wenn er bereits wirkt. Verschärft wird dies durch eine nationale Erlaubniskultur, in der Daten nur genutzt werden, wo es explizit erlaubt ist und nicht überall, wo es nicht verboten wäre.

Der Energiewirtschafts-Experte verschärft diesen Befund mit einem konkreten Praxisbeispiel: Seit der Einführung neuer Tarifmodelle wisse man für die Tagesplanung zunächst nicht, wie stark welche Effekte tatsächlich wirken. Man plane „ins Blaue“ für drei Monate und sehe erst über die Ausgleichsenergie am Ende, ob Abweichungen entstanden seien (Energiewirtschafts-Experte). Selbst gut gemeinte regulatorische Innovationen können durch Datenverfügbarkeitsprobleme ihrer Steuerungswirkung beraubt werden – ein Mechanismus, der das Vertrauen in neue Regulierungsinstrumente grundsätzlich schwächt.

Darüber hinaus beschreibt der Energiewirtschafts-Experte eine grundsätzliche Restriktionslogik, die den Befund des TSO-Experten auf eine tiefere Ebene hebt: In Österreich würden Daten nur dort genutzt, wo es explizit erlaubt sei – nicht bereits dort, wo es nicht verboten sei. Dieser Ansatz schränke die Nutzung vorhandener Datenpotenziale erheblich ein und unterscheide sich fundamental von pragmatischeren Ansätzen in anderen Rechtsordnungen (Energiewirtschafts-Experte). Damit verdichten sich die Aussagen beider Experten zu einem gemeinsamen strukturellen Argument: Nicht fehlende Daten, sondern fehlende **Erlaubniskultur** ist die eigentliche Herausforderung.

#### **4.9. Reflexion und Triangulation**

Die Triangulation der Interviewaussagen ergibt ein bemerkenswert kohärentes Bild. Zwischen TSO, DSO, Handel, Bahnstrom und energiewirtschaftlicher Planung besteht kein grundsätzlicher Widerspruch in der Diagnose: Daten sind vorhanden, aber nicht in hinreichend interoperabler Form verfügbar. Unterschiede zeigen sich im Blickwinkel und in der Gewichtung der Engpassdimensionen.

Während der Übertragungsnetzbetrieb -Experte primär die mangelnde Sichtbarkeit dezentraler Entwicklungen thematisiert, problematisiert der Verteilnetzbetreiber-Experte die fehlende Granularität und Echtzeitfähigkeit der Smart-Meter-Infrastruktur. Der Trading-Experte betont die operative Inkonsistenz in Marktprozessen, die KI-Expertin die strukturellen Barrieren beim unternehmensübergreifenden Austausch; der Bahnstrom-Experte beleuchtet Latenzen in hochvolatilen Betriebsumgebungen, der Übertragungsnetzbetrieb-Experte die Konsequenzen verzögerter Daten für die Tagesplanung bei Energiegemeinschaften. Zusammen ergibt sich kein widersprüchliches, sondern ein gestuftes Bild fragmentierter Datenkaskaden entlang der gesamten Wertschöpfungskette.

Ein partieller Spannungsbogen zeigt sich bei der Frage, ob die Lösung primär technisch oder regulatorisch zu suchen sei. Der Energiewirtschafts-Experte vertritt dezidiert die Position, technische Hürden seien nicht das Kernproblem: Sobald Governance, Standards und Zugriffsregeln geklärt seien, könne ein belastbarer Datenaustausch aufgebaut werden (Experte der Energiewirtschaft). Der DSO-Experte und der TSO-Experte legen hingegen nahe, dass Datenschutzerfordernungen, Marktrollengrenzen und fehlende Meldepflichten die tatsächliche Nutzung vorhandener Daten ganz wesentlich begrenzen. Dieser Unterschied ist weniger ein inhaltlicher Widerspruch als eine Ebenendifferenz: Technische Machbarkeit bedeutet nicht automatisch institutionelle Umsetzbarkeit.<sup>3</sup>

<sup>3</sup> Diese Unterscheidung zwischen technischer Möglichkeit und institutioneller Realisierbarkeit ist ein klassischer Befund der Innovationsforschung (vgl. Rogers, E. M. 2003: Diffusion of Innovations). Im Energiesektor ist sie besonders relevant, da regulatorische Trägheit und institutionelle Pfadabhängigkeiten Innovationszyklen regelmäßig überdauern.

Erwähnenswert ist schließlich, dass kein einziger Interviewpartner die beschriebenen Defizite monokausal auf ein einzelnes Instrument oder eine einzelne Organisation zurückführt. Die historisch gewachsene, dezentral organisierte Struktur des österreichischen Energiesystems – mit einer Vielzahl von Verteilernetzbetreibern unterschiedlicher Größe und Digitalisierungsreife – wird durchgehend als struktureller Ausgangspunkt der Problematik identifiziert. Diese diagnostische Konvergenz stärkt die Aussagekraft der Befunde erheblich.

#### **4.10. Überleitung zur Schicht 3: Governance als Schlüssel**

Die Analyse der zweiten Schicht zeigt: Daten sind im österreichischen Stromsystem keineswegs abwesend, aber fragmentiert, zeitverzögert und nicht hinreichend standardisiert, um als tragfähige Basis für systemübergreifende, generative KI-Anwendungen zu dienen. Das Herzstück der empirischen Diagnose liegt in der Erkenntnis, dass diese Defizite kein individuelles Versagen darstellen, sondern das Ergebnis historisch gewachsener Strukturen sind, die für die aktuelle Anforderungsdichte schlicht nicht ausgelegt wurden. Das ELWG spiegelt diese Situation unmittelbar wider: Meldepflichten für Übertragungsnetzbetreiber greifen erst ab 1 MW – womit die dezentrale PV-Realität mit ihrer Vielzahl an kleinen Anlagen regulatorisch weitgehend unsichtbar bleibt.

Gerade weil die Interviews zugleich auf Nutzenpotenziale, Rollenunsicherheiten und Governance-Fragen verweisen, führt diese Diagnose unmittelbar zur dritten analytischen Schicht: Unter welchen rechtlichen, institutionellen und ökonomischen Bedingungen kann aus einer fragmentierten Datenlandschaft eine tatsächlich gemeinsame, zugriffs- und verantwortungsfähige Datenbasis

entstehen – und welche Anforderungen stellen die befragten Stakeholder an Governance, Betrieb und Finanzierung einer solchen Infrastruktur?

## 5. Dritte Schicht – Governance: Die unzureichende Schicht

Schicht 1 hat gezeigt, dass die algorithmische und technologische Basis für KI-basierte Anwendungen im österreichischen Energiesystem in wesentlichen Teilen bereits vorhanden und in mehreren Organisationen produktiv im Einsatz ist. Schicht 2 hat deutlich gemacht, dass die dafür erforderliche Dateninfrastruktur zwar existiert, jedoch fragmentiert, zeitverzögert und nicht hinreichend standardisiert ist, um als tragfähige Grundlage für systemübergreifende KI-Anwendungen zu dienen. Das entscheidende Ergebnis beider Schichten lautet: Die identifizierten Defizite sind weder Ausdruck individuellen Versagens noch rein technisch bedingt. Sie sind das Ergebnis historisch gewachsener Strukturen, die für die gegenwärtige Anforderungsdichte schlicht nicht ausgelegt wurden.

Die dritte Schicht der Analyse greift genau dort an, wo die ersten beiden enden: Sie fragt, unter welchen institutionellen, rechtlichen und ökonomischen Bedingungen aus einer fragmentierten Datenlandschaft eine tatsächlich gemeinsame, zugriffs- und verantwortungsfähige Datenbasis entstehen kann. Das zentrale Argument des vorliegenden Kapitels lautet: Das Haupthindernis für eine solche Datenbasis ist nicht technischer, sondern von *Governance-Natur*. Diese These wird durch eine bemerkenswerte Übereinstimmung aller befragten Expertinnen und Experten getragen – trotz unterschiedlicher Rollen, organisationaler Interessen und institutioneller Ausgangsbedingungen.

### 5.1. Standards und Semantik: Das unsichtbare Fundament

Ein governance-relevantes Kernergebnis der Interviews besteht darin, dass das Fehlen verbindlicher Datenstandards nicht primär als technisches, sondern als organisatorisches Koordinationsproblem beschrieben wird. Der Experte aus dem Übertragungsnetzbetrieb formuliert dies präzise: Es fehle ein organisatorischer Governance-Rahmen, der festlege, welche Schnittstellen verwendet werden, welche Standards gelten und wie diese weiterentwickelt werden (Experte Übertragungsnetzbetrieb). Dieses Fehlen führe dazu, dass vorhandene Technologien nicht interoperabel betrieben werden könnten, obwohl die technischen Voraussetzungen für einen Datenaustausch grundsätzlich gegeben seien (IEEE/Energy Data Spaces Governance Literature; IDSA, 2025).

Der Experte aus dem Übertragungsnetzbetrieb differenziert dabei zwischen syntaktischer und semantischer Interoperabilität: Die eigentliche Frage sei nicht die technische Verbindung zwischen Systemen, sondern ob alle Beteiligten dieselben Datenstrukturen und deren inhaltliche Bedeutung verstünden (Experte Übertragungsnetzbetrieb). Eine solche semantische Interoperabilität sei Voraussetzung dafür, dass ein KI-Modell, das auf Daten mehrerer Herkunftssysteme trainiert werde, nicht an inkonsistenten Variablendefinitionen scheitere. Dieser Befund deckt sich mit der in der Literatur beschriebenen Erkenntnis, dass Datenfragmentierung im Energiesektor häufig nicht auf fehlende Technik, sondern auf mangelnde Einigung über Datenstrukturen zurückzuführen ist (IEA, 2023).

Der Experte aus dem Bereich Energiehandel ergänzt eine pragmatische Perspektive: Wenn alle Marktteilnehmer Daten stets im selben Format austauschten, sei es letztlich irrelevant, mit wem kommuniziert werde, eine einheitliche Identifizierung und ein Zertifikat genüßten (Experte Energiehandel). Diese Aussage verweist auf ein Prinzip, das in gut funktionierenden digitalen Märkten, etwa im Bankwesen oder im europäischen Lastgangdatenaustausch, längst etabliert ist: Standardisierung als Transaktionskostenreduktion (Meng et al., 2024; Feyen et al., 2021).

Der Experte aus dem industriellen Umfeld unterstreicht dies aus sektorübergreifender Perspektive: Es sei erstaunlich, dass sich nach 20 Jahren im Bereich Datenmanagement und Digitalisierung noch immer

kein einheitliches Datenformat im Energiebereich durchgesetzt habe (Experte Industrie Umfeld). Die Persistenz dieses Problems sei nicht zufällig, sondern interessengeleitet: Softwareanbieter hätten kein wirtschaftliches Eigeninteresse daran, kompatible Formate zu entwickeln, da proprietäre Formate die Kundenbindung erhöhten (Experte aus dem industriellen Umfeld). Der Experte aus dem Bahnstrombetrieb beobachtet dieselbe Dynamik auf Leitsystemebene: In der Praxis schienen Sonderlösungen die Norm zu bleiben. (Experte Bahnstrombetrieb).

Der Digitalisierungsexperte des Bundesministeriums betont, die größte Herausforderung liege nicht auf der technischen Ebene – diese sei grundsätzlich lösbar – sondern seien organisatorischer und regulatorischer Natur. Es fehlen oft konkrete Vorstellungen davon, was Staat und Organisationen mit Digitalisierung überhaupt erreichen wollten. Ohne diese Zieldefinition ließen sich weder Standards festlegen noch Ressourcen sinnvoll einsetzen. Die Frage, wer Prozesse definiere, wer Schnittstellen festlege und wie sich Akteure auf gemeinsame Lösungen einigten, bilde die eigentliche Governance-Lücke.

Die Triangulation dieser Aussagen ergibt, dass Standardisierung ohne regulatorische Pflicht nicht durch Marktkräfte herbeigeführt wird. Solange es keine externe Verpflichtung zur Standardisierung gibt, bleibt das kollektive Koordinationsproblem ungelöst – ein klassisches Marktversagen, das regulatorisches Eingreifen begründet (Bryan & Williams, 2021; Weitzel et al., 2006).

## **5.2. Rollen, Zugriffsrechte und Zweckbindung: Wer darf was sehen?**

Eine zweite, in allen Interviews prominent behandelte Governance-Lücke betrifft die Frage der Rollenarchitektur: Wer darf welche Daten für welchen Zweck einsehen, nutzen oder weitergeben? Diese Frage ist in der geltenden Regulierung nach übereinstimmender Einschätzung der Experten nicht ausreichend beantwortet.

Der Experte aus dem Übertragungsnetzbetrieb plädiert für ein differenziertes, abgestuftes Zugriffsmodell nach Stakeholderrolle, Nutzungszweck und Aktualität der Daten: Netzbetreiber erhielten demnach vollen Zugang zu operativen Echtzeitdaten; Marktteilnehmer bekommen nur aggregierte Bedarfssignale; historische Daten könnten nach einem definierten Zeitraum für Forschungszwecke freigegeben werden (Experte Übertragungsnetzbetrieb). Dieses Modell entspricht dem Grundprinzip der Zweckbindung, das im Datenschutzrecht (DSGVO, Art. 5 Abs. 1 lit. b) bereits angelegt ist, aber für den energiewirtschaftlichen Betrieb noch nicht in konkrete Zugriffsarchitekturen übersetzt wurde.

Der Experte aus dem Verteilernetzbetrieb weist auf eine Lücke hin, die in ihrer Grundsätzlichkeit bezeichnend ist: Selbst die Frage, ob Spannungsprofile datenschutzrechtlich relevant seien oder nicht, werde in Österreich nicht einheitlich beantwortet, obwohl diese Frage für viele KI-Anwendungen grundlegend sei (Experte Verteilnetzbetreiber). Lastprofile seien jedenfalls datenschutzkritisch, da über Verbrauchsmuster Rückschlüsse auf Anwesenheit gezogen werden könnten; Spannungsprofile hingegen seien datenschutzrechtlich weniger sensibel. Was fehle, sei eine klare gesetzliche Abgrenzung, die dem operativen Datenaustausch regulatorische Sicherheit gebe.

Der Experte aus dem integrierten Energieversorger beschreibt die konkrete institutionelle Konsequenz des Unbundling-Gebots: Als Mitarbeiter in der energiewirtschaftlichen Planung, also nicht in der Netzplanung, unterliege er strengen Regeln, die ihm untersagten, Netzdaten zugunsten der eigenen Energielieferantenrolle zu nutzen. Diese Trennung sei nicht nur formal, sondern werde laufend überprüft und protokolliert (Experte Energiewirtschaft). Das Unbundling-Gebot ist regulatorisch gut begründet, erzeugt jedoch in der Praxis eine Situation, in der innerhalb desselben Unternehmens wertvolle Datenpotenziale nicht gehoben werden dürfen, ein Spannungsverhältnis, das sich mit zunehmendem Ausbau dezentraler Technologien verschärfen dürfte.

Die KI-Expertin aus dem Kompetenzzentrum bestätigt diese strukturelle Logik aus einer übergreifenden Perspektive: Innerhalb einer Organisation funktioniere der Datenaustausch meist gut, schwieriger werde es zwischen Organisationen oder zwischen rechtlich getrennten Einheiten, wo Daten aus Vertrags- oder Datenschutzgründen nicht weitergegeben werden dürften (KI-Expertin). Sie benennt explizit vier Kerndimensionen als zentrale Herausforderung: Datenverfügbarkeit, Datenqualität, Aktualität und Zugriffsrechte.

Ein relevanter Befund ergibt sich aus der Triangulation der Interviews: Keine der befragten Organisationen verweigert grundsätzlich die Teilnahme an einer gemeinsamen Datenbasis. Die entscheidende Bedingung lautet jedoch: Es muss klar sein, wer welche Daten für welchen Zweck erhält und es muss sichergestellt sein, dass strategische Wettbewerbsdaten von netzoperativen Daten institutionell getrennt bleiben. Der Experte aus dem integrierten Energieversorger formuliert dies pointiert: Unternehmen im Monopolbereich (Netz) seien grundsätzlich bereit zur Datenweitergabe, wenn dies gefordert und finanziert werde. Unternehmen im Wettbewerbsbereich (Energiehandel, Speichervermarktung) hingegen würden strategische Daten unter keinen Umständen offenlegen (Experte Energiewirtschaft).

### **5.3. Haftung: Die ungeklärte Verantwortungskette**

Die Frage der Haftung bei KI-gestützten Entscheidungen im Netzbetrieb stellt die dritte zentrale Governance-Lücke dar. Sie ist insofern bemerkenswert, als sie von mehreren Experten als wichtige Bremse für eine breitere KI-Adoption identifiziert wird, ohne dass ein Konsens über geeignete Lösungsmodelle bestünde.

Der Experte aus dem Verteilernetzbetrieb ist in seiner Einschätzung klar: Die operative Betriebsführung müsse beim Netzbetreiber verbleiben; KI dürfe lediglich als Entscheidungsunterstützungssystem fungieren (Experte Verteilernetzbetreiber). Eine Übertragung letztverantwortlicher Entscheidungsgewalt auf automatisierte Systeme sei gegenwärtig weder regulatorisch vorgesehen noch gesellschaftlich legitimiert. Der Experte aus dem Übertragungsnetzbetrieb denkt weiter und sieht Haftung als geteilte Verantwortung entlang der gesamten Datenwertschöpfungskette: Wenn der Datenlieferant unzureichende Datenqualität bereitstelle, könne nicht allein der KI-Nutzer für die resultierende Fehlentscheidung verantwortlich gemacht werden (Experte Übertragungsnetzbetrieb). Diese Differenzierung verweist auf ein noch nicht gelöstes Problem: Der EU AI Act definiert Anforderungen an Hochrisiko-KI-Systeme, enthält aber keine spezifischen Haftungsregeln für Datenketten im Energiesektor (vgl. European Commission, 2022).

Der Experte aus dem integrierten Energieversorger beschreibt den aktuellen Pragmatismus in der Praxis: Derzeit gebe es immer einen Menschen, der letzte Verantwortung trage, KI-Modelle funktionierten unterstützend, und bei Überforderung werde ein Alarm ausgelöst, woraufhin menschliches Eingreifen erfolge. Er vermute, dass die KI in vielen Fällen die bessere Entscheidung treffen würde – aber man gebe ihr noch keine vollständige Entscheidungsfreiheit (Experte Energieversorger). In Haftungsfragen gelte derweil die Unternehmenslogik: Letztlich hafte das Unternehmen, egal ob Mensch oder KI die fehlerhafte Entscheidung getroffen habe (Experte Energiewirtschaft).

Die KI-Expertin aus dem Kompetenzzentrum betont die systemische Gefahr des Übervertrauens in KI-Systeme: Schulungen und Kontrollmechanismen seien notwendig, um zu verhindern, dass Menschen KI-Vorschläge unkritisch übernahmen (KI-Expertin). Sie plädiert für das Prinzip „Human in the Loop“ als Mindeststandard für alle kritischen Infrastrukturanwendungen. Der Experte aus dem Bahnstrombetrieb unterstreicht die institutionelle Besonderheit sicherheitskritischer Betriebsumgebungen. Leitstellen arbeiteten unter Bedingungen, die keinen Spielraum für unkontrollierte KI-Interventionen ließen (Experte Bahnstrombetrieb).

Aus der Gesamtschau ergibt sich folgendes Bild: Alle Experten befürworten eine Beibehaltung menschlicher Letztverantwortung für kritische Entscheidungen. Die eigentliche Haftungsfrage, wer in einer Kette von Datenlieferanten, Plattformbetreibern und KI-Nutzern bei einer Fehlentscheidung zur Verantwortung gezogen werden kann, ist regulatorisch ungeklärt. Solange diese Frage offen bleibt, besteht ein institutioneller Anreiz zur Risikovermeidung durch Nicht-Teilen: Organisationen neigen dazu, eher zu wenig als zu viel zu teilen, wenn die Haftungsfolgen unklar sind.

#### **5.4. Finanzierung: Das unterschätzte Infrastrukturproblem**

Die vierte Governance-Lücke betrifft die Finanzierung einer gemeinsamen Dateninfrastruktur. In politischen Debatten werde dieses Thema regelmäßig unterschätzt, wie der Experte aus dem Verteilernetzbetrieb feststellt: Jede zentrale Datenplattform benötige einen Verwaltungsapparat; wenn die Betriebskosten den gesellschaftlichen Nutzen übersteigen, fehle die ökonomische Legitimation (Experte Verteilernetzbetreiber) (OECD, 2021; World Bank, 2023).

Der Experte aus dem Übertragungsnetzbetrieb unterscheidet in seiner Argumentation zwischen zwei funktionalen Ebenen: Basisdatenpflichten – also die Bereitstellung operativ notwendiger Netzstabilitätsdaten – sollten regulatorisch verpflichtend und über regulierte Entgelte refinanziert werden. Mehrwertdienste hingegen – etwa spezialisierte KI-Analysen, die über den Netzbetrieb hinausgehen – könnten durchaus marktbasiert organisiert werden (Experte Übertragungsnetzbetrieb). Diese Unterscheidung ist analytisch bedeutsam, weil sie die oft holistische Debatte über „Dateninfrastruktur“ in zwei Subprobleme mit unterschiedlichen regulatorischen Lösungslogiken aufteilt (IEA, 2025; Joskow, 2007).

Der Experte aus dem integrierten Energieversorger argumentiert, dass die Infrastrukturkosten einer gemeinsamen Datenbasis vergleichsweise überschaubar seien: Die relevanten Daten lägen bereits bei den Netzbetreibern vor; ein österreichweites Rechenzentrum – oder alternativ ein gemieteter Colocation-Dienst – sei kein unverhältnismäßiger Investitionsaufwand (Experte Energiewirtschaft). Entscheidend sei, dass die Kosten als anerkannte Kosten im regulierten Netzbereich klassifiziert werden, sodass sie über Netzentgelte auf die Endkunden umgelegt werden könnten (Experte Energiewirtschaft). Er plädiert für eine klare gesellschaftliche Nutzen-Nachweis-Logik: Nur wenn der aggregierte Vorteil durch geringere Netzinvestitionskosten die Betriebskosten der Datenbasis übersteige, sei die Umlage auf Endkunden gerechtfertigt.

Die KI-Expertin betont, dass die Bereitschaft zum Datenaustausch fundamental vom Nutzenkalkül abhängt: Ohne klaren wirtschaftlichen Mehrwert, etwa in Form von Zugang zu Fremddaten oder direkten Kosteneinsparungen, werde Datenbereitstellung nicht freiwillig erfolgen (KI-Expertin). Diese ökonomische Rationalität sei kein böswilliger Opportunismus, sondern eine strukturelle Eigenheit von Marktakteuren, die regulatorisch durch geeignete Anreizmechanismen überwunden werden müsse (Varian, 2019; OECD, 2021).

Ein zentrales Datensystem hält der Experte aus dem Ministerium für problematisch. Stattdessen spricht er sich für föderierte Strukturen aus, in denen die Daten zunächst bei den Netzbetreibern verbleiben, da diese sie ohnehin erheben und verarbeiten. Gleichzeitig müssten Netzbetreiber erst lernen, stärker datengetrieben zu arbeiten – ein Prozess, der gerade erst beginne. Finanziert werden würde eine solche Infrastruktur letztlich über regulierte Netzentgelte, sofern entsprechende Verpflichtungen ordnungspolitisch verankert würden.

### 5.5. Die Erlaubniskultur als strukturelle Herausforderung

Über die vier benannten Governance-Lücken hinaus artikulieren die Interviews eine übergreifende kulturelle und institutionelle Herausforderung, die für das Verständnis der österreichischen Situation besonders relevant ist: die nationale *Erlaubniskultur* im Umgang mit Daten.

Der Experte aus dem Bundesministerium hält die DSGVO weniger für einen Verhinderer als für ein oft zu restriktiv interpretiertes Regelwerk. Viele Organisationen vermieden Datennutzung aus Angst vor Compliance-Risiken, obwohl sie rechtlich zulässig wäre – insbesondere bei ausreichend aggregierten Daten, die häufig bereits nicht mehr als personenbezogen gälten. Das eigentliche Problem sei also nicht das Recht selbst, sondern die Risikoaversion der handelnden Akteure.

Der Experte aus dem integrierten Energieversorger beschreibt diesen Ansatz auf eine Art, die das Strukturproblem auf den Punkt bringt: In Österreich würden Daten nur dort genutzt, wo es explizit erlaubt sei – nicht bereits dort, wo es nicht verboten sei. Er charakterisiert dies als „europäischen Zugang“, der Innovation und operative Optimierung erheblich einschränke (Experte Energiewirtschaft). Dies unterscheide sich fundamental von pragmatischeren Ansätzen in anderen Rechtsordnungen (European Commission, 2020; OECD, 2021).

Der Experte aus dem industriellen Bereich liefert hierzu einen aufschlussreichen internationalen Vergleich: in manchen Ländern sind Daten öffentlich zugänglich. Diese Gegenüberstellung illustriert, dass die beschriebene Restriktionslogik keine zwingende Folge europäischer Datenschutzvorgaben ist, sondern eine Frage nationaler Regulierungspraxis und gelebter Unternehmenskultur (OECD, 2019; European Data Strategy, 2020).

Der Experte aus dem Übertragungsnetzbetrieb bestätigt diese strukturelle Haltung auf Sektorebene und benennt sie als systemisches Versagen: Man orientiere sich am absoluten Mindestmaß, das das Gesetz vorschreibe – nicht an dem, was sinnvoll wäre (Experte Übertragungsnetzbetrieb). Damit werde Datenteilung als Compliance-Pflicht behandelt, nicht als strategisches Instrument zur Netzoptimierung. Dieser Befund hat unmittelbare Relevanz für die Forschungsfrage: Eine gemeinsame Datenbasis kann nicht allein durch technische Architektur oder regulatorische Vorgaben entstehen, wenn die institutionelle Grundhaltung auf Zurückhaltung ausgerichtet ist (World Economic Forum, 2022; IEA, 2023).

### 5.6. Reflexion und Triangulation

Die Triangulation der Interviewaussagen ergibt ein in seiner Diagnose bemerkenswert kohärentes Bild: Zwischen Übertragungsnetzbetreiber, Verteilnetzbetreiber, Energiehandel, integriertem Energieversorger, KI-Kompetenzzentrum, Bahnstrombetrieb und industriellem Erzeuger besteht ein grundsätzlicher Konsens darin, dass die fehlende Governance-Schicht das zentrale Hemmnis für eine gemeinsame Datenbasis darstellt.

Unterschiede zeigen sich jedoch in der Gewichtung der vier Governance-Dimensionen und in den bevorzugten Lösungsmodellen: Der Experte aus dem Übertragungsnetzbetrieb gewichtet semantische Interoperabilität und Rollenklarheit am stärksten; der Experte aus dem Verteilernetzbetrieb legt den Fokus auf Datenschutzklärung und Haftungssicherheit als Vorbedingung für operative Datenweitergabe; der Experte aus dem Energiehandel betont die Vermeidung zusätzlicher Meldepflichten zugunsten einer Nutzung bestehender Meldedaten; der Experte aus dem integrierten Energieversorger priorisiert die regulatorische Anerkennung von Infrastrukturkosten; die KI-Expertin hebt die Notwendigkeit klarer Nutzenkommunikation hervor.

Ein partieller Widerspruch zeigt sich in der Frage, ob neue institutionelle Strukturen notwendig seien oder ob bestehende Plattformen, etwa die EDA, ausreichen: Der Experte aus dem integrierten

Energieversorger plädiert für die Nutzung bestehender Strukturen, da keine neue Organisation gegründet werden müsse (Experte Energiewirtschaft). Dieser Gegensatz ist weniger ein inhaltlicher Widerspruch als ein Fragen der institutionellen Skalierungslogik: Die EDA deckt den bilateralen Datenaustausch zwischen Marktteilnehmern ab; für eine systemübergreifende KI-Datenbasis mit Echtzeit-Feedbacks wären zusätzliche Architekturentscheidungen notwendig.

### 5.7. Überleitung: Von der Diagnose zur Gestaltungsaufgabe

Die Analyse der dritten Schicht verdichtet die Gesamtbefunde der Arbeit in ein klar strukturiertes Argument: Die technologische Basis für KI-gestützte Netzstabilität ist gegeben (Schicht 1). Die Daten existieren, sind jedoch fragmentiert und zu träge für operative KI-Anwendungen (Schicht 2). Die eigentliche Herausforderung liegt in der unzureichenden Governance-Schicht: in der Abwesenheit gemeinsamer Datenstandards und semantischer Interoperabilität, in ungeklärten Rollen- und Zugriffsarchitekturen, in offenen Haftungsfragen entlang der Datenwertschöpfungskette und in einer national geprägten Erlaubniskultur, die Datenpotenziale systematisch ungenutzt lässt.

Die Befunde legen nahe, dass eine effektive Governance-Architektur für eine gemeinsame Datenbasis drei Gestaltungsprinzipien folgen müsste: Regulatorische Verpflichtung für die Bereitstellung operativ notwendiger Basisdaten; abgestufte Zugriffsarchitektur nach Rolle, Zweck und Aktualität; sowie klare Finanzierungs- und Haftungsregeln, die institutionelle Risikovermeidung durch Nicht-Teilen überwinden. Ob und wie diese Prinzipien im Rahmen des bestehenden ElWG, des EU Data Governance Act und des AI Act realisierbar sind, ist Gegenstand des abschließenden Kapitels.

## 6. Fazit

Die vorliegende Arbeit untersucht, inwiefern KI-basierte Anwendungen zur Netzstabilität im österreichischen Energiesystem beitragen können, und analysiert diese Frage entlang eines Drei-Schichten-Modells. Die Ergebnisse zeigen ein konsistentes Gesamtbild: Während die technologischen Voraussetzungen weitgehend gegeben und auch die Daten grundsätzlich vorhanden sind, liegt die zentrale Herausforderung auf der Governance-Ebene.

Auf der **technischen Ebene** wird deutlich, dass geeignete Algorithmen und Modellarchitekturen bereits verfügbar sind und teilweise produktiv eingesetzt werden. Die Interviews bestätigen, dass die grundsätzliche Fähigkeit zur Entwicklung und Implementierung KI-gestützter Anwendungen nicht das limitierende Element darstellt. Gleichzeitig markieren die Aussagen der Expert:innen eine klare Grenze zwischen technologischer Verfügbarkeit und praktischer Einsatzfähigkeit: Die Leistungsfähigkeit von KI-Systemen ist unmittelbar an die Qualität, Vollständigkeit und Aktualität der Eingangsdaten gebunden. Ergänzend besteht ein breiter Konsens darüber, dass KI-Systeme derzeit primär unterstützend eingesetzt werden sollten und die letzte Entscheidungshoheit beim Menschen verbleibt. Technologische Reife allein ist somit keine hinreichende Bedingung für den operativen Einsatz.

Die Analyse der **Datenebene** zeigt, dass die erforderlichen Daten im System grundsätzlich existieren, jedoch in einer Form vorliegen, die ihre Nutzung für KI-Anwendungen erheblich einschränkt. Zentrale Probleme sind Fragmentierung, fehlende Standardisierung und resultieren in unzureichender semantischer Interoperabilität sowie insbesondere Datenlatenz. Daten stehen häufig nicht in der erforderlichen Zeitnähe zur Verfügung, um in hochdynamischen Anwendungsfällen wirksam genutzt werden zu können. Dieses Muster ist dabei nicht als isoliertes Problem einzelner Akteure zu verstehen, sondern als Ergebnis historisch gewachsener, dezentral organisierter Strukturen, die für die Anforderungen eines zunehmend volatilen und dezentralen Energiesystems nicht ausgelegt sind. Phänomene wie der „Observability Gap“ verdeutlichen diese strukturelle Problematik: Netzbetreiber müssen Systemstabilität gewährleisten, obwohl wesentliche dezentrale Einspeisungen nur

unvollständig oder verzögert sichtbar sind. Gleichzeitig zeigt sich, dass Anforderungen an Daten stark vom jeweiligen Use Case abhängen, was pauschale regulatorische Vorgaben zur Datengranularität unzureichend macht.

Die entscheidende Erkenntnis der Arbeit liegt in der **Governance-Ebene**, auf der sich die identifizierten Defizite bündeln. Die Interviews machen deutlich, dass die bestehenden regulatorischen und institutionellen Rahmenbedingungen die dezentrale Realität des Energiesystems bislang nur unzureichend abbilden. Dies zeigt sich exemplarisch an bestehenden Meldegrenzen, die primär auf Abrechnungslogiken ausgerichtet sind und nicht auf Anforderungen der Netzstabilität. Darüber hinaus bestehen zentrale Governance-Lücken in vier Bereichen: Erstens fehlt es an einheitlichen Datenstandards und klar definierter semantischer Interoperabilität. Zweitens ist die Rollen- und Zugriffsarchitektur unzureichend geklärt, insbesondere hinsichtlich der Frage, wer welche Daten zu welchem Zweck nutzen darf. Drittens sind Haftungsfragen entlang der Datenwertschöpfungskette ungeklärt, was institutionelle Anreize zur Zurückhaltung bei der Datenteilung schafft. Viertens ist die Finanzierung einer gemeinsamen Dateninfrastruktur nicht abschließend geregelt. Ergänzt werden diese strukturellen Defizite durch eine ausgeprägte „Erlaubniskultur“, die Datennutzung tendenziell eher einschränkt als ermöglicht.

In der Gesamtschau wird deutlich, dass die begrenzte Nutzung von KI im Kontext der Netzstabilität weniger auf technologische oder rein datenbezogene Defizite zurückzuführen ist, sondern primär auf fehlende oder unzureichend ausgestaltete Governance-Strukturen. Technische Machbarkeit übersetzt sich nicht automatisch in institutionelle Umsetzbarkeit. Die derzeitige Praxis ist vielfach durch eine Mindest-Erfüllungslogik geprägt, bei der regulatorische Vorgaben eingehalten werden, ohne das darüberhinausgehende systemische Optimierungspotenzial auszuschöpfen.

Für die Beantwortung der Forschungsfrage ergibt sich daraus eine klare Schlussfolgerung: KI-basierte Anwendungen können einen substanziellen Beitrag zur Netzstabilität leisten, ihr Potenzial bleibt jedoch ohne eine Weiterentwicklung der Governance-Strukturen weitgehend ungenutzt. Eine effektive Governance-Architektur müsste dabei insbesondere drei Prinzipien folgen:

- der verpflichtenden **Bereitstellung relevanter Daten**
- einer **differenzierten Zugriffsarchitektur** nach Rolle und Use Case
- sowie klaren **Regelungen zu Haftung und Finanzierung**.

Eine Einordnung dieser Prinzipien in bestehende regulatorische Rahmenwerke zeigt ein differenziertes Bild ihrer Realisierbarkeit. Der EU Data Governance Act schafft institutionelle Mechanismen zur Förderung von Datenteilung und zur Etablierung vertrauenswürdiger Datenintermediäre und adressiert damit insbesondere die Verbesserung der Datenverfügbarkeit. Allerdings bleibt er primär ein Ermöglichungsrahmen ohne umfassende Verpflichtungen zur Bereitstellung operativ notwendiger Echtzeitdaten. Der EU AI Act setzt hingegen auf eine risikobasierte Regulierung von KI-Systemen und stärkt Anforderungen an Transparenz, Sicherheit und menschliche Aufsicht, wodurch insbesondere Fragen der Verantwortung und Haftung adressiert werden. Gleichzeitig können erhöhte Compliance-Anforderungen zusätzliche Anreize zur Zurückhaltung bei der Datennutzung schaffen. Das österreichische Elektrizitätswirtschaftsgesetz definiert grundlegende Regelungen für Messwesen und Datenzugang, orientiert sich jedoch weiterhin primär an einer zentralisierten und abrechnungsorientierten Systemlogik. Die Anforderungen eines datengetriebenen und KI-gestützten Netzbetriebs – insbesondere in Bezug auf Standardisierung, Datenlatenz und operative Datennutzung – werden bislang nur unzureichend adressiert.

In der Gesamtschau liefern die bestehenden Regelwerke somit zentrale Bausteine für eine funktionsfähige Daten- und KI-Governance, bleiben jedoch in ihrer Wirkung fragmentiert und unzureichend auf die spezifischen Anforderungen der Netzstabilität abgestimmt. Die Realisierung der

identifizierten Prinzipien erscheint grundsätzlich möglich, erfordert jedoch eine stärkere sektorale Konkretisierung und eine bessere Abstimmung zwischen europäischen und nationalen Regelwerken.

**Abschließend lässt sich festhalten, dass die Energiewende nicht nur eine technologische, sondern in hohem Maße eine institutionelle Transformationsaufgabe darstellt. Die Weiterentwicklung der Governance-Strukturen wird damit zum entscheidenden Hebel für die zukünftige Rolle von KI in der Gewährleistung der Netzstabilität.**

## Literaturverzeichnis

**Alsaigh, R., Mehmood, R., & Katib, I. (2023).** *AI explainability and governance in smart energy systems: A review*. *Frontiers in Energy Research*, 11. <https://doi.org/10.3389/fenrg.2023.1071291>

**Arévalo, P. & Jurado, F. (2024):** *Artificial Intelligence for Planning and Operation of Electrical Distribution Networks*. *Applied Energy*.

**Azeta, J., et al. (2025):** *Robotics and AI for Industrial Inspection and Monitoring in Energy Systems*. *Energies*.

**Badmus, T., et al. (2025):** *AI-Based Decision Support Systems for Power Grid Planning*. *IEEE Access*.

**Bauer, P., et al. (2015):** *The Quiet Revolution of Numerical Weather Prediction*. *Nature*.

**Biswal, M., et al. (2024):** *Short-Term Load and Renewable Generation Forecasting Using Machine Learning Techniques*. *Energy Reports*.

**Bruckner, T., Bashmakov, I., Mulugetta, Y., Chum, H., de la Vega Navarro, A., Edmonds, J., Faaij, A., Functammasan, B., Garg, A., Hertwich, E., Honnery, D., Infield, D., Kainuma, M., Khennas, S., Kim, S., Nimir, H. B., Riahi, K., Strachan, N., Wiser, R., & Zhang, X. (2021).** *Energy systems*. In IPCC Sixth Assessment Report.

**Brudermueller, M., et al. (2023):** *Machine Learning for Energy Consumption Pattern Detection Using Smart Meter Data*. *Energy Informatics*.

**Bu, S., et al. (2021):** *Customer Classification and Load Profiling Using Smart Meter Data*. *IEEE Transactions on Smart Grid*.

**Bughin, J., Seong, J., Manyika, J., Chui, M., & Joshi, R. (2018).** *Notes from the AI frontier: Modeling the impact of AI on the world economy*. McKinsey Global Institute.

**Cali, U., et al. (2026):** *Applications and Limitations of Generative AI in Energy Systems*. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*.

**CGI (2024):** *AI in Utilities: From Data to Operational Value*. CGI Insights Report.

**Chen, T., et al. (2024):** *Data Quality Challenges in AI-Based Energy Systems*. *Energy AI*.

**Costa Filho, C., et al. (2025):** *Deep Learning for Non-Intrusive Load Monitoring and Consumer Technology Detection*. *Electric Power Systems Research*.

**El Hammoumi, A., et al. (2025):** *Data Availability Constraints in Industrial AI Applications*. *Journal of Industrial Information Integration*.

**ENTSO-E. (2022).** *Artificial intelligence and digitalisation in the European power system*. European Network of Transmission System Operators for Electricity.

**ENTSO-E. (2025).** ENTSO-E's response to the European Commission call for evidence on the strategic roadmap for digitalisation and artificial intelligence. <https://www.entsoe.eu/>

**European Commission (2020):** *A European Strategy for Data*. Brussels: European Commission.

**European Commission. (2022).** *Data Governance Act and AI Act: Regulatory framework for data and artificial intelligence*. Publications Office of the European Union.

**European Commission. (2025).** Terms of reference: Smart Energy Expert Group – Subgroup “Data for Energy”. <https://energy.ec.europa.eu/>

**Europäisches Parlament und der Rat der Europäischen Union. (2022, 30. Mai).** *Verordnung (EU) 2022/868 über europäische Daten-Governance und zur Änderung der Verordnung (EU) 2018/1724 (Data Governance Act)*. Amtsblatt der Europäischen Union. <https://eur-lex.europa.eu/eli/reg/2022/868/oj>

**Europäisches Parlament und der Rat der Europäischen Union. (2023, 13. Dezember).** *Verordnung (EU) 2023/2854 über harmonisierte Vorschriften für einen fairen Zugang zu und eine faire Nutzung von Daten (Data Act)*. Amtsblatt der Europäischen Union. <https://eur-lex.europa.eu/eli/reg/2023/2854/oj>

**Feizimirkhani, M., et al. (2021):** *Latency Challenges in Smart Grid Data Communication Systems*. IEEE Transactions on Smart Grid.

**Feyen, E., et al. (2021):** *Fintech and the Digital Transformation of Financial Services*. World Bank.

**Frontiers in Energy Research (2024):** *Renewable Energy Variability and Its Impact on Power System Forecasting*. Frontiers in Energy Research.

**Gneiting, T. & Raftery, A. E. (2007):** *Strictly Proper Scoring Rules, Prediction, and Estimation*. Journal of the American Statistical Association.

**Gowekar, R. (2024):** *AI-Based Predictive Maintenance in Oil and Gas Industry*. Journal of Petroleum Technology.

**Guan, X., et al. (2021):** *Artificial Intelligence in Power System Planning and Operation: A Review*. CSEE Journal of Power and Energy Systems.

**Günther, M. (2023):** *Smart Meter Data Availability and Limitations in European Grids*. Energy Policy.

**Hannon, C., et al. (2019):** *Synchrophasor Technologies and Their Deployment in Power Systems*. IEEE Power & Energy Magazine.

**Helm, D. (2017):** *The Future of Electricity: Determining the Value of Future Electricity Supply*. Oxford Institute for Energy Studies.

**Hong, T. & Fan, S. (2016):** *Probabilistic Electric Load Forecasting: A Tutorial Review*. International Journal of Forecasting.

**Husseini F.E., Noura H. and Vernier F. (2024),** *Machine-Learning-Based Smart Energy Management Systems: A Review*, 2024 International Wireless Communications and Mobile Computing (IWCMC), Ayia Napa, Cyprus, 2024, pp. 1296-1302, doi: 10.1109/IWCMC61514.2024.10592420.

**IEEE (2025):** *Operational Envelope and AI-Based Grid Control Systems*. IEEE Power & Energy Magazine.

**International Data Spaces Association (IDSA) (2025):** *Data Interoperability in Industrial Ecosystems*. IDSA Report.

**International Energy Agency (IEA) (2023):** *Data and Digitalisation in Energy Systems*. Paris: IEA.

**International Energy Agency (IEA) (2023):** *Digitalisation and Energy*. Paris: IEA.

**International Energy Agency (IEA) (2025):** *Artificial Intelligence and Energy: Opportunities and Challenges*. Paris: IEA.

**Jain, A. & Gupta, S. (2024):** *Load Forecasting Using Machine Learning Techniques: A Review*. IEEE Access.

**Joskow, P. (2007):** *Regulation of Electricity Networks*. MIT Working Paper.

**Kekatos, V., et al. (2025):** *Distribution System Observability and Data Requirements*. IEEE Transactions on Power Systems.

**Khan, Z., et al. (2022):** *Data Quality Requirements for Machine Learning in Energy Systems*. Applied Energy, 310.

**Kim, H., et al. (2020):** *Semantic Interoperability in Smart Grid Data Models*. IEEE Transactions on Smart Grid.

**Kojonsaari, A.-R., & Palm, J. (2023).** *The development of social science research on smart grids: A semi-structured literature review*. Energy, Sustainability and Society, 13(1), 1. <https://doi.org/10.1186/s13705-023-00381-9>

**Linux Foundation (2024):** *Open Standards and Vendor Lock-In in Digital Ecosystems*.

**Liu, S., Chen, L., Chen, L., & Lai, J. (2023).** *Integrated and accountable data sharing for smart grids with fog and dual-blockchain assistance*. IEEE Transactions on Industrial Informatics. <https://doi.org/10.1109/TII.2023.3328831>

**Mardanov, B., et al. (2025):** *Predictive Maintenance Using Machine Learning in Industrial Energy Systems*. Reliability Engineering & System Safety.

**Meng, W., et al. (2024):** *Data Standardization and Transaction Costs in Digital Platforms*. Information Systems Research.

**Milošević, D., et al. (2024):** *Challenges in Industrial Data Sharing for Machine Learning Applications*. Computers in Industry.

**Molina-Cabrera, A., et al. (2021):** *SCADA System Latency and Operational Constraints in Power Systems*. Electric Power Systems Research.

**Nature Research (o. J.):** *Inferring Household Energy Technologies from Smart Meter Data*. Nature Energy.

**Nature Scientific Reports (2024):** *Machine Learning Approaches for Renewable Energy Forecasting*. Scientific Reports.

**Nowotarski, J. & Weron, R. (2018):** *Recent Advances in Electricity Price Forecasting*. Renewable and Sustainable Energy Reviews.

**Nutkani, I., et al. (2024):** *Data Challenges in Distribution Networks with High EV and Heat Pump Penetration*. IEEE Access.

**OECD (2019):** *Enhancing Access to and Sharing of Data*. Paris: OECD.

**OECD (2021):** *Data Governance in the Digital Age*. Paris: OECD.

**OECD. (2021):** *Artificial Intelligence, Data Governance and Privacy in Energy Systems*. Paris: OECD.

**Paitan-Ramirez, M., et al. (2025):** *Data Sharing and Collaborative Machine Learning in Industrial Systems*. Computers in Industry.

**Perçuku, A., et al. (2025):** *Neural Networks for Short-Term Load Forecasting in Power Systems*. Electric Power Systems Research.

**PwC (2026):** *The Growing Role of AI in the Energy Sector*. PricewaterhouseCoopers Report.

**Rakholia, R., et al. (2025):** *Machine Learning Performance Dependence on Dataset Size and Quality*. Expert Systems with Applications.

**Rolnick, D., Donti, P. L., Kaack, L. H., Kochanski, K., Lacoste, A., Sankaran, K., Ross, A. S., Milojevic-Dupont, N., Jaques, N., Waldman-Brown, A., & Luccioni, A. (2022).** *Tackling climate change with machine learning*. *ACM Computing Surveys*, 55(2), 1–96

**Safavizadeh, M., et al. (2019):** *Phasor Measurement Units and Wide-Area Monitoring Systems*. IEEE.

**Sami, A., et al. (2026):** *Generative AI in Infrastructure Systems*. Energy AI.

**Strasser, T., et al. (2024):** *Interoperability Challenges in Smart Grids*. Energies.

**Thiruchelvam, V. (2024):** *Data Engineering and Preprocessing for AI Systems*. Data Science Journal.

**U.S. Department of Energy (DOE) (2024):** *AI Applications in Grid Management and Flexibility Optimization*. Washington, D.C.

**UNECE (2024):** *Use of AI in Energy Market Forecasting and Demand Prediction*. United Nations Economic Commission for Europe.

**UNECE (2025):** *Interoperability and Data Exchange Standards in Energy Systems*. United Nations Economic Commission for Europe.

**Varian, H. (2019):** *Artificial Intelligence, Economics, and Industrial Organization*. NBER Working Paper.

**Wang, Y., et al. (2025):** *AI-Based Control Strategies for Battery Energy Storage Systems*. Journal of Energy Storage.

**Weitzel, T., et al. (2006):** *Network Effects and Standardization in Information Systems*. Information Systems Journal.

**World Bank (2023):** *Digital Development and Data Infrastructure*. Washington, D.C.

**World Economic Forum (WEF) (2022):** *Data Sharing and Digital Trust*. Geneva: WEF.

**World Economic Forum (WEF) (2024):** *Digital Transformation of Energy Systems*. Geneva: WEF.

**Yang, H., et al. (2025):** *Data Gaps and Forecasting Challenges for Distributed Energy Resources*. Applied Energy.

**Yasmin, F., et al. (2024):** *Machine Learning for Demand Response*. Energy AI.

**Yao, X., et al. (2022):** *Impact of Data Quality on Machine Learning Models in Power Systems*. Electric Power Systems Research.

**Yuan, Z., et al. (2024):** *Real-Time Data Processing and Latency Challenges in Smart Grids*. IEEE Transactions on Smart Grid.

**Zhang, Y., et al. (2023):** *Machine Learning-Based Hydrological Forecasting*. Water Resources Research.

## ÜBER DEN WORLD ENERGY COUNCIL AUSTRIA

Der World Energy Council Austria ist das **österreichische Nationalkomitee des World Energy Council** und **Gründungsmitglied** der internationalen Mutterorganisation. Der World Energy Council und damit der World Energy Council Austria feierten im Jahr **2023** ihren **100. Geburtstag**. Der Sitz der Mutterorganisation befindet sich in London, der Sitz der österreichischen Organisation seit Beginn der Aktivitäten an in Wien. Die Tätigkeiten orientieren sich bzw. gliedern sich in die Aktivitäten der Mutterorganisation ein. Dabei gilt jedoch immer ein von den Mitgliedsorganisationen gesetzter individueller und bedarfsorientierter Fokus. Mit einem engagierten Team und einem starken Netzwerk konnte der WEC Austria seine Aktivitäten gerade in den letzten Jahren weiter ausbauen und Sichtbarkeit gewinnen. Eine Besonderheit des WEC Austria ist die durch den Sitz in **Wien** bedingte enge Beziehung zu einer **Vielzahl internationaler Organisationen**, zu denen über den Vienna Energy Club formelle Beziehungen etabliert werden konnten.

In Österreich sind maßgebende Unternehmen, Organisationen und Verbände Mitglied. Die nationale Organisation unterstützt **globale, nationale und regionale Energieinitiativen** durch hochkarätige **Veranstaltungen**, wissenschaftliche Studien und Ausarbeitungen über die aktuelle Energiesituation im Konnex mit den europäischen und globalen Herausforderungen. Dialoge unter den Mitgliedsorganisationen und die Förderung von **Young Energy Professionals (YEP)** sind ein wesentlicher Bestandteil.

Der **Nutzen für Mitglieder** liegt vor allem in dem breiten Portfolio von Aktivitäten des World Energy Council Austria:

1. Sicherung des Zuganges zu den Studien, Ausarbeitungen und Veranstaltungen des World Energy Council, der **einzigen weltweiten Nicht-Regierungsorganisation im Bereich Energie**.
2. Bereitstellung des **globalen Netzwerkes** für nationale und internationale energiewirtschaftliche Fragestellungen.
3. Möglichkeit der unmittelbaren **aktiven Teilnahme** an den energiewirtschaftlichen **Arbeiten des World Energy Council** und damit an der aktiven Mitgestaltung von langfristigen strategischen Zielen der **Energie-transformation**.
4. Behandlung aktueller Fragen der Energiewirtschaft in den eigenen **Gremien**, in öffentlichen **Veranstaltungen** sowie durch **Veröffentlichungen** und damit Verbreitung von Fachwissen sowie Meinungsbildung in energiewirtschaftlichen und energiepolitischen Fragen.
5. **Plattform** für auf Konsens aufgebaute Informations- und Lobbyingarbeit.

## **Impressum**

Eigentümer (Medieninhaber) und Verleger:

World Energy Council Austria (WEC Austria)  
A-1040 Wien, Brahmsplatz 3

Tel.: +43-(0)1-5046986

Fax.: +43-(0)1-5047186

Mail: [office@wec-austria.at](mailto:office@wec-austria.at)

Webseite: [www.wec-austria.at](http://www.wec-austria.at)

Druck: Eigenvervielfältigung

© Copyright 2026 by WEC Austria

