

KI im Energiehandel: vom verbesserten Forecast zur kontrollierbaren Handelsentscheidung

Stephen Lorenzen

Getrieben vom kontinuierlichen Intraday-Handel, von Viertelstundenprodukten und der wachsenden, wetterabhängigen Einspeisung verkürzen sich die Entscheidungsfenster im Energiehandel. Zusätzlich laufen immer mehr Voraussage- und Handelsschritte automatisiert. KI-Prognosen können den Energiehandel über stabilere Fahrpläne, geringere Bilanzkreisabweichungen und präzisere Intraday-Repositionierung messbar verbessern. Ihr Wert entscheidet sich jedoch nicht allein an der Prognosegüte, sondern daran, ob Markt-, Modell- und Plattformrisiken in einen kontrollierbaren Betriebsrahmen überführt werden. Was REMIT II, MiFID II und der EU AI Act verlangen, ist dabei weniger eine nachgelagerte Compliance-Übung als eine Frage des Systemdesigns.

Je enger Prognose, Handelssignal und Orderausführung gekoppelt sind, desto eher wird aus einem einzelnen Modellfehler ein skaliertes Positionsrisiko, das viele Orders betrifft. Die entscheidende Frage ist deshalb nicht, ob Künstliche Intelligenz (KI) bessere Prognosen liefert. Sie lautet: Wie wird aus dem besseren Forecast eine kontrollierbare Handelsentscheidung?

Effizienzhebel: KI-Prognosen

Der wirtschaftliche Wert von KI im Handel entsteht durch die Summe genauerer Prognosen über die verschiedenen Marktstufen hinweg. Day-Ahead liefert über die zentrale Auktion die Referenzpreise, der kontinuierliche Intraday-Handel erlaubt Anpassungen in Echtzeit-Nähe und der Regelenenergiemarkt löst verbleibende Abweichungen. Genau hier setzen maschinelle Verfahren an: bei der Fahrplanqualität im Day-Ahead, der Repositionierung im Intraday und – über die bessere Antizipation von Wetter- und Lastabweichungen – bei den Kosten für Ausgleichsenergie.

Für einzelne Prognoseaufgaben ist die technische Überlegenheit KI-gestützter Verfahren, die auf Machine Learning (ML) basieren, gut dokumentiert. So übertreffen sie bei der Wind- und PV-Leistungsprognose klassische und persistenzbasierte Ansätze regelmäßig in den gängigen Fehlermaßen [1]. In einer internationalen Studie [2] erreichte ein generatives ML-Modell für die Intraday-Preisprognose auf dem deutschen Orderbuch eine wettbewerbsfähige Genauigkeit gegenüber zwei etablierten statistischen Vergleichsverfahren und führte in einem realistischen



Um den Effizienzhebel KI erfolgreich zu nutzen, müssen Absicherung, Nachweis und Zuständigkeit von Anfang an mitberücksichtigt werden
Bild: Adobe Stock

Verkaufsszenario zu einem höheren Handelsgewinn als diese Benchmarks. Inwiefern sich dieser technische Vorsprung ökonomisch auszahlt, hängt allerdings stark von Markt, Produkt, Datenqualität und Handelsstrategie ab; allgemeingültige Prozentwerte verbieten sich.

Als Stimmungsbild der Branche ist aufschlussreich, wie nüchtern Energieversorger die Digitalisierung selbst einordnen: In der BDEW/EY-Befragung von 112 Unternehmen der DACH-Region [3] gilt sie den meisten als Grundvoraussetzung statt als Wachstumstreiber – nur rund ein Drittel sieht in ihr eine ausdrückliche Chance. Für den Handel verschieben bessere Prognosen somit weniger den Wettbewerbsvorteil als die operative Mindestanforderung.

Die Kehrseite: neue Risiko- und Verantwortungsarten

Die ML-basierte Automatisierung schafft Effizienz, gleichzeitig entstehen jedoch

auch neue Risikoarten. Ein fehlerhaftes Modell erzeugt fehlerhafte Preissignale. Ein potenzielles Systemrisiko entsteht, wenn mehrere strukturell ähnliche Modelle gleichzeitig auf dieselbe Fehleinschätzung reagieren und sich gegenseitig verstärken, ähnlich den algorithmischen Rückkopplungen der Finanzmärkte. Übertragen auf den Energiehandel können folgende Faktoren Auslöser sein: ein Wetterdatenfehler, eine kippende Einspeiseprognose, ein Liquiditätsengpass im Intraday-Markt oder eine Bilanzkreisabweichung. In eng gekoppelten, automatisierten Strecken pflanzen sich solche Fehler schneller fort, als ein Mensch eingreifen kann.

Es gibt zwei Arten der Verwundbarkeit. Die erste betrifft das Modell selbst: Forschungsarbeiten zeigen, dass sich Lastprognosen bereits durch manipulierte Eingangsdaten gezielt verfälschen lassen, etwa über die Temperaturwerte einer Wetter-API. Dies ist möglich ohne Kenntnis

des Modells oder des dahinterliegenden Systems. Die Folgen sind steigende Betriebskosten oder es droht Lastabwurf [4]. Auch Prognosemodelle für Photovoltaik sind für solche Täuschungs- und Datenvergiftungsangriffe anfällig. Die zweite Verwundbarkeit betrifft die Plattform: Ein Prognosesystem ist nur so zuverlässig verfügbar wie die Infrastruktur, auf der es läuft. Im Intraday-Handel kann ein Ausfall im falschen Moment bspw. bedeuten, dass Positionen nicht mehr angepasst und Fahrpläne nicht aktualisiert werden.

Mit der Automatisierung verschiebt sich zugleich die Verantwortung: weg vom einzelnen Händler, hin zu Modell, Daten und System. Diese Verschiebung ist regulatorisch heikel. Nach Auffassung von ACER setzt ein Verstoß gegen die Marktmissbrauchsregeln des Energiehandels keinen Vorsatz voraus, schon die Wirkung einer Order kann genügen. Ein fehlerhafter Modelloutput ist somit nicht nur ein kommerzielles Problem, sondern kann – je nach Orderwirkung und Kontrollumfeld – auch aufsichtliche Fragen aufwerfen.

Absicherung gehört in den Prozess, nicht ans Ende

Wer diese Risiken ernst nimmt, baut von Anfang an Kontrolle in den Handelsprozess ein, statt sie nachzurüsten – entlang der gesamten Kette vom Dateneingang bis zur Order (siehe Abb. 1). Kontrollierbar meint dabei konkret: Datenqualitätsprüfungen, dokumentierte Modellversionen, definierte manuelle Eingriffspunkte, Limits und einen verlässlichen Fallback. All dies lässt sich an jeder Prozessstufe verankern.

- Am Dateneingang stehen Prüfungen auf Qualität, Aktualität und Herkunft wie Ausreißertests für Wetterdaten und Einspeiseprognosen an, die als fehlerhafte oder manipulierte Inputs sonst direkt in die Preisbildung durchschlagen.
- Im Prognosemodell zeigt ein kontinuierliches Drift-Monitoring an, wenn sich gewohnte Markt- oder Wetterrelationen verschieben und das Modell nachjustiert werden muss. Eine mitlaufende Konfidenzmessung wird zum Auslöser für die manuelle Freigabe, sobald die Sicherheit der Vorhersage unter eine definierte Schwelle fällt.
- Auf der Signalebene greifen Plausibilitäts- und Preisgrenzen, auf der Entscheidungsstufe Positionslimits je Marktgebiet und Portfolio.
- Vor der Ausführung begrenzen Order- und Fahrplanfreigaben das Risiko, während ein Notausschalter automatisierte Strecken im Ernstfall sofort stoppt.

Unterhalb dieser modellnahen Schutzschichten liegt die oft übersehene Ebene der Plattformverfügbarkeit. Ein Beispiel aus der Praxis: Bei einem großen deutschen Energiehändler und Direktvermarkter erneuerbarer Energien wurden geschäftskritische Handelsprozesse so abgesichert, dass sie auch bei einem großflächigen Ausfall weiterlaufen – mit definierten Wiederanlaufzeiten und tolerierbaren Datenverlusten (RTO/RPO), einem Wiederanlauf in einer netzunabhängigen zweiten Cloud-Region, vollständig als Code reproduzierbarer Infrastruktur und regelmäßig geübten Notfallszenarien. Dieser Ansatz betrifft nicht die KI, sondern die Verfüg-

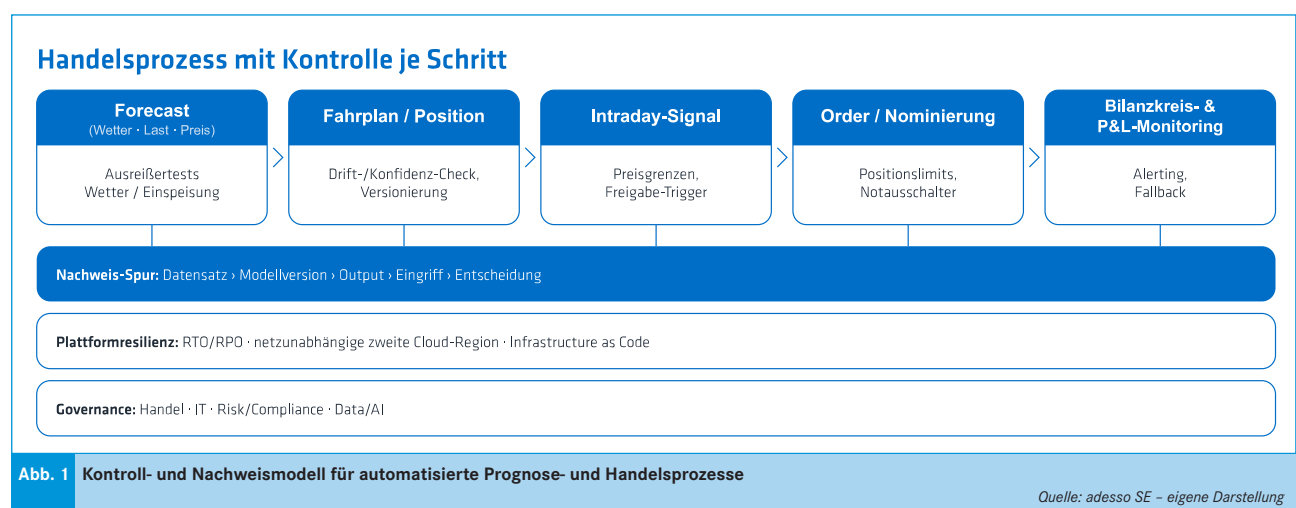
barkeit. Im Intraday-Handel entscheidet sie jedoch darüber, ob Positionen in einem engen Liquiditätsfenster überhaupt noch angepasst werden können. Vieles davon ist im Kern nicht neu. So ist der Notausschalter für automatisierte Handelssysteme im Finanzhandel seit MiFID II und dem technischen Standard RTS 6 verpflichtend; Firmen müssen alle offenen Orders an allen Handelsplätzen stornieren können. Entscheidend ist weniger die einzelne Maßnahme als ihre durchgängige Verkettung – von der Datenquelle bis zur Plattform.

Nachweis und Verantwortung

Eine sauber gebaute Kontrollkette lässt sich auch belegen, ohne dass dafür ein nachgelagertes Dokumentationsprojekt nötig wäre. Entscheidend ist eine durchgängige Spur – vom verwendeten Datensatz über die Modellversion, den Prognoseoutput und den Konfidenz- oder Alarmstatus bis zu einem etwaigen manuellen Eingriff und der getroffenen Handelsentscheidung. Wird der Notausschalter ausgelöst, gehören Zeitpunkt, Begründung, betroffene Modellversion und Folgemaßnahmen in dieselbe Spur. Genau diese Verkettung verlangt RTS 6 im Finanzhandel ohnehin – mit einem Algorithmen-Inventar und einer jährlichen Selbstbewertung, die die Aufsicht kurzfristig anfordern kann.

Nachweisbarkeit erfordert klare Zuständigkeiten. Eine belastbare Architektur regelt, wer was verantwortet:

- der Handel die kommerzielle Entscheidung samt Preisgrenzen und Positionslimits,



- die IT den Plattformbetrieb, Risk und Compliance das Limit- und Kontrollrahmenwerk samt Melde- und Überwachungspflichten,
- die Verantwortlichen für Daten und Modelle den Modellbetrieb mit Monitoring und Versionierung.

Die Europäische Wertpapier- und Marktaufsichtsbehörde (ESMA) hat für den KI-Einsatz klargestellt, dass Entscheidungen in der Verantwortung des Managements bleiben – unabhängig davon, ob ein Mensch oder ein Modell sie trifft.

Regulatorisch hilft eine Sortierung nach Funktion. Für die Marktintegrität im Energiehandel ist seit Mai 2024 REMIT II maßgeblich: Es verlangt erstmals ausdrücklich wirksame Systeme und Risikokontrollen für den algorithmischen Handel, die Meldung seines Einsatzes an die nationale Behörde und ACER sowie eine Algorithmengestaltung, die Marktstörungen vermeidet. Für die algorithmische Kontrolle liefert MiFID II mit RTS 6 das etablierte Muster, wobei viele physische Energiehändler über die Warenhändler-Ausnahmen nur teilweise in dessen Geltungsbereich fallen. Der EU AI Act ist schließlich mit Augenmaß einzuordnen: Eine KI, die Kosten und Handel optimiert, gilt nicht allein deshalb als Hochrisiko-System; die Einstufung knüpft an die Funktion als Sicherheitskomponente im Infrastrukturbetrieb an [5]. Hinzu kommt (Stand: Juni 2026), dass die mit dem Digital Omnibus politisch vereinbarte Verschiebung der Hochrisiko-Pflichten – für eigenständige Systeme auf den 2. Dezember 2027 – erst mit der förmlichen Annahme rechtswirksam wird [6]. Der AI Act ist

somit weniger der unmittelbare Taktgeber. Im Energiehandel sind zuerst REMIT II und, wo einschlägig, MiFID II operativ bindend.

Technisch ist dieser Nachweis kein Sonderweg: Erklärbarkeitsverfahren, automatisierte Dokumentation, Drift-Erkennung und konsequente Modellversionierung sind im Finanzsektor erprobte Bausteine des Modellrisiko-Managements. Ihr Wert liegt nicht im Verfahren selbst, sondern darin, dass eine Preis- oder Mengenempfehlung im Nachhinein prüfbar begründet werden kann – gegenüber Risk, Compliance und, im Zweifel, der Aufsicht. Eine sauber gestaltete Architektur erleichtert die Compliance damit erheblich, ersetzt aber weder die rechtliche Einordnung im Einzelfall noch deren organisatorische Verankerung.

Fazit: Eine Frage des Systemdesigns

KI im Energiehandel ist kein reines Prognoseproblem, sondern eine Frage des Systemdesigns. Der Effizienzhebel ist real, aber er trägt nur, wenn Absicherung, Nachweis und Zuständigkeit von Anfang an mitgedacht werden – vom Dateneingang über das Modell bis hin zur Plattform. Wer so vorgeht, erleichtert sich zugleich die regulatorische Nachweisführung von REMIT II bis EU AI Act erheblich. Der Einstieg muss dafür nicht disruptiv sein, aber konsequent: Kontrolle gehört in die Architektur, nicht in eine nachgelagerte Projektphase.

Der wirksame Hebel liegt an der Schnittstelle von Handel, IT und Risk/Compliance. Dort, wo aus einem besseren Forecast eine kontrollierbare Handelsentscheidung wird.

Quellen

- [1] I. U. Haq, A. Kumar & P. S. Rathore: „Machine learning approaches for wind power forecasting – a comprehensive review“, in: Discover Applied Sciences, Vol. 7, 2025, 1139, abrufbar unter: <https://link.springer.com/article/10.1007/s42452-025-07675-x>
- [2] J. Chen et al.: „Probabilistic intraday electricity price forecasting using generative machine learning“, arXiv:2506.00044, 2025, abrufbar unter: <https://arxiv.org/abs/2506.00044>
- [3] EY & BDEW: Energiebeschaffung zwischen Evolution und Revolution, Februar 2024, abrufbar unter: <https://www.bdew.de/media/documents/ey-de-energiebeschaffung-zwischen-evolution-und-revolution.pdf>
- [4] Y. Chen, Y. Tan & B. Zhang: „Exploiting Vulnerabilities of Load Forecasting Through Adversarial Attacks“, arXiv:1904.06606v1, 2019, abrufbar unter: <https://arxiv.org/pdf/1904.06606>
- [5] Baker Botts: „The EU AI Act – What Energy Executives Should Know“, 16.03.2026, abrufbar unter: <https://www.bakerbotts.com/thought-leadership/publications/2026/march/the-eu-ai-act>
- [6] Europäisches Parlament, Legislative Train Schedule: „Digital Omnibus on AI“, Stand Juni 2026, abrufbar unter: <https://www.europarl.europa.eu/legislative-train/package-digital-package/file-digital-omnibus-on-ai>

*S. Lorenzen, Managing Consultant Utilities, adesso SE, Dortmund
stephen.lorenzen@adesso.de*

Erratum zum Beitrag „Vom Solarpark zum flexiblen Kraftwerk“, et 5-6/2026

Im Beitrag „Vom Solarpark zum flexiblen Kraftwerk“ („et“ 5-6/2026, S. 33-38) fehlte der Hinweis, dass die Beispielberechnung für die Referenzanlage mit einer förderfähigen Leistung von 50 MW (anstelle der bislang geltenden Obergrenze von 20 MW) von der Prämisse ausgeht, dass die ausstehende

beihilferechtliche Genehmigung durch die EU-Kommission erteilt wird. Dieser Hinweis wurde inzwischen im E-Magazin ergänzt.

Eine aktualisierte PDF-Version des Beitrags ist abrufbar unter: <https://bc.pressmatrix.com/d/98h6>