

Stellungnahme der Deutschen Aktuarvereinigung e. V.

DAV plädiert für eine rechtliche Klarstellung im AI Act zur Abgrenzung klassischer statistischer Verfahren in der KI-Definition

Köln, 08. Juni 2026

1. Anlass und Position der DAV

Mit der Verordnung (EU) 2024/1689 zur Festlegung harmonisierter Vorschriften für künstliche Intelligenz (im Folgenden: KI-Verordnung) hat die Europäische Union erstmals einen horizontalen Rechtsrahmen für KI-Systeme geschaffen. Die Leitlinien der Europäischen Kommission zur Definition eines KI-Systems, niedergelegt in der Mitteilung C(2025) 5053 final vom 29. Juli 2025, sollen die Auslegung von Art. 3 Abs. 1 der KI-Verordnung in der Anwendungspraxis konkretisieren. Aus aktuarieller Sicht verbleibt jedoch ein erheblicher Auslegungsspielraum, insbesondere für klassische statistische Verfahren wie beispielsweise lineare und logistische Regression als Spezialfälle von Generalisierten Linearen Modellen (GLMs) sowie GLMs als Spezialfälle von Generalisierten Additiven Modellen (GAMs). Sie gehören in der Versicherungsmathematik seit drei Jahrzehnten zum methodischen Standardrepertoire und haben sich beispielsweise in der entscheidungserheblichen Anwendung wie der Tarifierung oder Risikoprüfung nachhaltig bewährt. Aktuarinnen und Aktuare sind in deren Anwendung langjährig ausgebildet und sorgen dadurch für hohe Nachvollziehbarkeit, Transparenz und Diskriminierungsfreiheit.

Die Deutsche Aktuarvereinigung (DAV) e. V. nimmt diesen Auslegungsspielraum zum Anlass, ihre fachliche Position zu formulieren: Klassische statistische Verfahren sollten nicht als KI-Systeme im Sinne des Art. 3 Abs. 1 KI-Verordnung eingeordnet werden. Die vorliegende Stellungnahme begründet diese Position aus den Definitionsmerkmalen selbst und richtet eine konkrete Klarstellungsforde- rung an die Europäische Kommission.

2. Rechtlicher Rahmen: Europäische KI-Verordnung

Maßgeblich für die hier zu beurteilende Frage ist die Begriffsbestimmung in Art. 3 Abs. 1 der Verordnung (EU) 2024/1689. Diese lautet:

„[Ein] KI-System [ist] ein maschinengestütztes System, das für einen in unterschiedlichem Grade autonomen Betrieb ausgelegt ist und das nach seiner Betriebsaufnahme anpassungsfähig sein kann und das aus den erhaltenen Eingaben für explizite oder implizite Ziele ableitet, wie Ausgaben wie etwa Vorhersagen, Inhalte, Empfehlungen oder Entscheidungen erstellt werden, die physische oder virtuelle Umgebungen beeinflussen können.“

Die Kommissionsleitlinien unterscheiden innerhalb dieser Definition sieben Hauptelemente. Für die vorliegende Abgrenzungsfrage lassen sich aus der obigen Definition insbesondere vier Merkmalskomplexe herausarbeiten: (i) der maschinengestützte Charakter, (ii) die Auslegung auf einen autonomen Betrieb in unterschiedlichem Grade, (iii) eine etwaige Anpassungsfähigkeit nach Betriebsaufnahme sowie (iv) die Eigenschaft, aus den erhaltenen Eingaben für explizite oder implizite Ziele Ausgaben abzuleiten. Während der maschinengestützte Charakter durch die Analyse größerer Datenmengen in der Regel gegeben ist, sind die Merkmale Autonomie, Anpassungsfähigkeit und Ableitungseigenschaft für die Abgrenzung von klassischen statistischen Verfahren besonders entscheidend.

Erwägungsgrund 12 der KI-Verordnung konkretisiert insbesondere die Eigenschaften zum Ableiten und Anpassen. Er stellt klar, dass die Fähigkeit eines KI-Systems zum Ableiten „über eine einfache Datenverarbeitung hinausgeht“ und Lernen, Schlussfolgern oder Modellieren ermöglicht. Ein KI-System ist anpassungsfähig, wenn es eine Lernfähigkeit besitzt, durch die es sich „während seiner Verwendung verändern kann“.

3. Aktuarielle Bewertung der Definitionsmerkmale

Die DAV nimmt die Bewertung entlang der drei für klassische statistische Verfahren besonders entscheidenden Merkmale aus Art. 3 Abs. 1 KI-Verordnung vor – Autonomie, Anpassungsfähigkeit und Ableitungseigenschaft. Ergänzend werden fachliche Vorab-Spezifikation, ein begrenzter und strukturell transparenter Lösungsraum, fehlende autonome Veränderungen der Modellstruktur sowie methodische Nachvollziehbarkeit als fachliche Indizien herangezogen, die aus aktuarieller Sicht gegen eine Einordnung klassischer statistischer Verfahren als KI-Systeme sprechen – insbesondere von (multipler) linearer und logistischer Regression als Spezialfall von GLMs, klassischen GLM- und GAM-Anwendungen, Cox-Proportional-Hazards-Modellen sowie statistischen Strukturanalyseverfahren wie Clustering oder Hauptkomponentenanalyse. Charakteristisch für diese Verfahren ist zudem ihre Nicht-Selbstanpassung: Modellstruktur und Modellparameter werden nicht autonom durch das System während des Betriebs verändert, sondern fachlich durch Aktuarinnen und Aktuarien beziehungsweise die verantwortlichen Fachfunktionen vorgegeben, ausgewählt und validiert.

Die folgende Stellungnahme verfolgt keine abschließende Aufzählung einzelner Verfahren, sondern eine prinzipienbasierte Abgrenzung anhand der Definitionsmerkmale des Art. 3 Abs. 1 KI-Verordnung. Die nachfolgenden Ausführungen erfolgen beispielhaft anhand klassischer GLM- und GAM-Anwendungen. Die dargestellten Abgrenzungsmerkmale sind dabei grundsätzlich auch für vergleichbare, nicht selbstanpassende statistische Modellierungs- und Analyseverfahren relevant.

a) Autonomer Betrieb

In der aktuariellen Praxis werden statistische Modelle regelmäßig im operativen Betrieb automatisiert – im Sinne eines unbeaufsichtigten Programmlaufs – eingesetzt, etwa in der Tarifierung der Komposit-Versicherung oder in der Risikoprüfung der Kranken- und Lebensversicherung. Diese operative Automatisierung ist jedoch von einer KI-typischen Autonomie zu unterscheiden, bei der das System „bis zu einem gewissen Grad unabhängig von menschlichem Zutun“ agiert und aus Eingaben ableitet, wie Ausgaben generiert werden, und dabei über eine bloße Ausführung vollständig vorgegebener Rechenregeln hinausgeht.

Bei klassischen statistischen Modellen wird der gesamte Entscheidungsraum durch eine Modellgleichung beschrieben. Diese Gleichung – bestehend aus Zielvariablen, erklärenden Variablen, deren Wechselwirkungen und Modellparametern – wird durch Fachexperten beispielsweise aus Aktuariat, Produktentwicklung, Risikoprüfung und Versicherungsmedizin spezifiziert und gepflegt. Das System trifft keine Entscheidungen, die nicht vorab in der Modellgleichung angelegt sind. Aktualisierungen erfolgen ausschließlich durch die fachlich zuständigen Personen, etwa bei medizinischem Erkenntnisfortschritt oder bei einer Veränderung des Bestandsprofils, und durchlaufen die etablierten Validierungs- und Freigabeprozesse. Eine eigenständige Veränderung der Entscheidungslogik durch das System liegt damit nicht vor.

b) Anpassungsfähigkeit nach Inbetriebnahme

Klassische statistische Verfahren besitzen in ihrer üblichen aktuariellen Ausgestaltung keine Selbstanpassung im laufenden Betrieb. Beispielsweise bleibt die einmal geschätzte Modellgleichung eines GLMs oder GAMs zwischen turnusmäßigen Modellaktualisierungen unverändert; neu eingehende Daten beeinflussen die Modellausgabe ausschließlich über die in der Modellgleichung vorgesehenen erklärenden Variablen, nicht durch eine eigenständige Veränderung der Struktur oder der zugrunde liegenden Parameter.




Modellaktualisierungen sind ein menschengesteuerter Vorgang, der eine erneute Spezifikation, eine neue statistische Schätzung anhand bewusst ausgewählter Daten, eine umfassende Modellvalidierung und eine fachliche Plausibilisierung umfasst. Sie sind in die aufsichtsrechtliche Governance der Versicherungsunternehmen eingebettet, insbesondere in die Governance-Anforderungen aus Solvency II, die einschlägigen Vorgaben der Bundesanstalt für Finanzdienstleistungsaufsicht (BaFin) und die fachlichen Standards der DAV. Strukturell unterscheidet dies klassische statistische Verfahren von im laufenden Betrieb selbstlernenden Verfahren des maschinellen Lernens, deren Entscheidungslogik sich im Betrieb selbstständig fortentwickeln kann und die in Erwägungsgrund 12 genannte „Lernfähigkeit“ aufweist. Die fehlende Selbstanpassung ist damit ein wesentliches Indiz gegen eine KI-typische Anpassungsfähigkeit im Sinne der KI-Verordnung.

c) Ableitungseigenschaft, Lösungsraum und Erklärbarkeit

Bei GLM und GAM ist der Lösungsraum durch die Modellgleichung vorgegeben. Jede Ausgabe ergibt sich reproduzierbar aus der Anwendung dieser Gleichung auf die Eingabewerte; die Wirkung der Modellparameter ist grundsätzlich interpretierbar, deren marginale Effekte sind darstellbar und Sensitivitäten methodisch nachvollziehbar.

Erwägungsgrund 12 der KI-Verordnung verlangt für ein KI-System eine Ableitungseigenschaft, die „über eine einfache Datenverarbeitung hinausgeht“ und durch Lernen, Schlussfolgern oder Modellieren erfolgt. Aus aktuarieller Sicht sprechen insbesondere Eigenschaften wie der strukturell begrenzte Lösungsraum, reproduzierbare und methodisch nachvollziehbare Modellausgaben sowie die parametrische beziehungsweise methodische Erklärbarkeit gegen eine solche relevante qualifizierte Ableitungsfähigkeit. Insofern sollten GLM und GAM, die regelmäßig diese Eigenschaften bei klassischer aktuarieller Ausgestaltung strukturell aufweisen, nicht als KI-Systeme im Sinne von Art. 3 Abs. 1 der KI-Verordnung eingestuft werden.

Definition eines KI-Systems nach Art. 3 Abs. 1 KI-Verordnung	GLM / GAM
(1) Ein maschinengestütztes System,	✓
(2) das für einen in unterschiedlichem Grade autonomen Betrieb ausgelegt ist	✗ <i>Modellgleichung aus Zielvariablen, erklärenden Variablen, deren Wechselwirkungen und Modellparametern wird vollständig durch fachlich zuständige Personen spezifiziert und gepflegt.</i>
(3) und das nach seiner Betriebsaufnahme anpassungsfähig sein kann	✗ <i>Es findet keine Selbstanpassung statt; Modellaktualisierungen sind ein menschengesteuerter Vorgang.</i>
(4) und das für explizite oder implizite Ziele	✓

(5) aus den erhaltenen Eingaben ableitet,	 <i>Aus der Modellgleichung ist der Lösungsraum vorgegeben. Durch fehlende Selbstanpassung im Betrieb und parametrische Erklärbarkeit sind alle Ausgaben reproduzierbar und methodisch nachvollziehbar.</i>
(6) wie Ausgaben wie etwa Vorhersagen, Inhalte, Empfehlungen oder Entscheidungen erstellt werden,	
(7) die physische oder virtuelle Umgebungen beeinflussen können.	

4. Risiken einer weiten KI-Definition für die actuarielle Praxis

Eine pauschale Subsumtion klassischer statistischer Verfahren, welche jahrzehntelang zuverlässig in der Versicherung angewandt werden, unter Art. 3 Abs. 1 KI-Verordnung hätte für die actuarielle Praxis erhebliche, in der Sache nicht gerechtfertigte Folgen. Sie führte zu einer Doppelregulierung mit der bestehenden versicherungsmathematischen und aufsichtsrechtlichen Governance dieser Verfahren – insbesondere mit den Anforderungen aus Solvency II, der Versicherungsvertriebsrichtlinie (IDD), den BaFin-Anforderungen sowie den fachlichen Standards der DAV –, ohne einen erkennbaren zusätzlichen Beitrag zum Verbraucherschutz, zum Wohle des Versichertenkollektivs oder zum Schutz der Grundrechte der Versicherungsnehmerinnen und Versicherungsnehmer sowie sonstiger betroffener Personen.

Sie schüfe darüber hinaus eine negative Lenkungswirkung, weil sie transparente und parametrisch erklärbare Modelle regulatorisch in die Nähe zu komplexeren, weniger interpretierbaren Modellarchitekturen rücken würde, ohne dass dies durch ein vergleichbares Risikoprofil gerechtfertigt wäre. Dies könnte zur Folge haben, dass bei entscheidungserheblichen Anwendungen – etwa in der Tarifierung, Risikoprüfung oder Annahmeentscheidung – der Anreiz sinkt, auf methodisch klare und nachvollziehbare Verfahren zu setzen. Wenn transparente Modelle weitgehend denselben Anforderungen unterliegen wie komplexe KI-Verfahren, könnte dies die Wahl komplexerer Ansätze begünstigen. Diese verfügen jedoch regelmäßig über geringere Transparenz, Nachvollziehbarkeit und Diskriminierungsfreiheit. Das Ergebnis wäre eine Verschiebung weg von methodischer Klarheit, die der Verordnungsgeber gerade nicht beabsichtigt.

Auch würde die regulatorische Differenzierungsschärfe gegenüber tatsächlich risikobehafteten von außen schwer einsehbaren Systemen generativer KI einschließlich großer Sprachmodelle geschwächt, weil aufsichtliche Aufmerksamkeit und Compliance-Ressourcen durch die Erfassung methodisch beherrschbarer Verfahren gebunden würden.

5. Einordnung im europäischen Regulierungsdiskurs

Die hier dargelegte Position der DAV steht im Einklang mit konvergierenden Stellungnahmen weiterer europäischer Institutionen. Die Vorsitzende der EIOPA hat in einem Schreiben an die europäischen Institutionen die Herausnahme von GLM, linearer und logistischer Regression sowie GAM aus dem Anwendungsbereich der Hochrisiko-KI angeregt. Die Europäische Zentralbank hat in ihrer Stellungnahme CON/2026/10 eine gleichgerichtete Argumentation für den Bereich der Finanzdienstleistungen vorgetragen. Die Leitlinien der Europäischen Kommission konkretisieren die Reichweite

des KI-Begriffs für klassische statistische Verfahren und nennen lineare sowie logistische Regression als Beispiele für Methoden, die trotz Ableitungselementen außerhalb der KI-Systemdefinition liegen können. Aus aktuarieller Sicht ist diese Einordnung zu begrüßen, sie sollte jedoch auch GLMs und GAMs sowie vergleichbare statistische Verfahren mit den in Abschnitt 3 dargestellten strukturellen Merkmalen als methodische Verallgemeinerungen erfassen. Da die Leitlinien rechtlich nicht bindend sind und die Kommission zudem auf eine Einzelfallprüfung verweist, verbleibt ein Graubereich, den die DAV auf Grundlage der in dieser Stellungnahme entwickelten Merkmale eigenständig bewertet.

Der Gesamtverband der Deutschen Versicherungswirtschaft (GDV) fordert ebenfalls eine entsprechende Klarstellung bereits auf der Definitionsebene der KI-Verordnung. Die Actuarial Association of Europe (AAE) verweist auf die jahrzehntelange zuverlässige Anwendung dieser Verfahren in der Versicherungsmathematik. Mit Blick auf Innovationsfähigkeit und Praktikabilität wirbt auch die BaFin für eine „engere und möglichst pragmatische Definition“ von KI-Systemen.

Die DAV stützt ihre Position eigenständig auf die in Abschnitt 4 entwickelte fachliche Begründung und betrachtet die genannten Stellungnahmen als Konvergenzpunkt im europäischen Diskurs.

6. Forderung der DAV

Auf Grundlage der vorstehenden Bewertung sieht die DAV im Sinne klarer und proportionaler Regulierung Bedarf für drei konkrete Klarstellungen:

Die DAV fordert die Europäische Kommission auf, ausdrücklich klarzustellen, dass klassische statistische Verfahren – insbesondere lineare und logistische Regression als Spezialfälle von GLMs, GLM- und GAM-Anwendungen sowie vergleichbare statistische Verfahren mit den in Abschnitt 3 dargestellten strukturellen Merkmalen – bei parametrisch erklärbarer, fachlich vorab spezifizierter und nicht selbstanpassender Ausgestaltung regelmäßig nicht als KI-Systeme im Sinne von Art. 3 Abs. 1 der Verordnung (EU) 2024/1689 einzuordnen sind.

Die DAV fordert, bei dieser Klarstellung die in Abschnitt 3 dargestellten, aus aktuarieller Sicht maßgeblichen Abgrenzungsindizes ausdrücklich zu berücksichtigen: Begrenzter und strukturell transparenter Lösungsraum, fehlende autonome Selbstanpassung und parametrische beziehungsweise methodische Erklärbarkeit. Diese Kriterien erlauben eine sachgerechte Abgrenzung klassischer statistischer Verfahren von KI-Systemen im Sinne von Art. 3 Abs. 1 KI-Verordnung und tragen zugleich dem in Erwägungsgrund 12 angelegten Unterschied zwischen einfacher Datenverarbeitung und qualifizierter Ableitungsfähigkeit Rechnung.

Die DAV bietet den politischen Entscheidungsträgern den fachlichen Austausch zu dieser Abgrenzung an und betont, dass die bestehende versicherungsmathematische und aufsichtsrechtliche Governance klassischer statistischer Verfahren angemessen und hinreichend ist, um die spezifischen Risiken dieser Modellklassen zu adressieren.

Anlage: Illustration der Unterschiede zwischen GLM und neuronalem Netz am Beispiel der KFZ-Tarifierung

Die in Abschnitt 3 genannten Abgrenzungsmerkmale lassen sich an einem vereinfachten aktuariellen Beispiel verdeutlichen. Ein GLM zur Schätzung der Schadenfrequenz, welches benötigt wird zur Tarifierung einer Kraftfahrtversicherung, verwendet eine fachlich vorab definierte Modellgleichung bestehend aus einer Zielvariable, erklärenden Variablen, deren Wechselwirkungen und Modellparametern. Der Lösungsraum dieser Gleichung ist vollständig parametrisch beschrieben, marginale Effekte lassen sich ablesen und die Reaktion des Modells auf eine Veränderung der Eingangsdaten ist nachvollziehbar dokumentierbar; wie untere Beispielspezifikation zeigt.

Demgegenüber erfolgt die Vorhersage der Schadenfrequenz bei neuronalen Netzen, einem komplexen Verfahren des Typs maschinellen Lernens, in der Regel über eine Vielzahl modellinterner Transformationen mit einer hohen Parameterzahl. Der Einfluss einzelner Merkmale ist dabei häufig nicht unmittelbar aus der Modellgleichung ableitbar und erfordert zusätzliche Erklärbarkeits- und Validierungsmaßnahmen.

Grundlage beider Verfahren ist eine fachlich vorab definierte Beziehung zwischen Alter, jährlicher Fahrleistung, Regionalklasse, Typklasse und Schadenfrequenz. Die verwendeten Daten wurden ausschließlich zu Illustrationszwecken erzeugt und dienen nicht der Abbildung eines realen Versicherungsbestandes. Die Schadenanzahl je Vertrag i , bezeichnet als N_i , wird als Poisson-verteilt mit Erwartungswert μ_i modelliert; als Linkfunktion dient der natürliche Logarithmus.

$$\log(\mu_i) = \eta_i = \beta_0 + \beta_1 \cdot \text{Alter}_i + \beta_2 \cdot \text{Fahrleistung}_i + \beta_3 \cdot \text{Regionalklasse}_i + \beta_4 \cdot \text{Typklasse}_i$$

$$E[N_i] = \mu_i = \exp(\eta_i)$$

Die folgende Tabelle zeigt eine illustrative Parametrisierung des Modells. Die Werte sind so gewählt, dass die qualitativen Effekte üblicher Tarifmerkmale erkennbar werden; sie ersetzen nicht die unternehmensspezifische Schätzung auf einem realen Bestand. Die Modellgleichung einschließlich der verwendeten Variablen und funktionalen Zusammenhänge wird fachlich definiert und bleibt während des Betriebs unverändert. Neu eingehende Daten beeinflussen die Modellausgabe ausschließlich über die vorgesehenen Variablen und die geschätzten Modellparameter, nicht jedoch über eine autonome Veränderung der Gleichung selbst.

Parameter	Schätzwert	Interpretation
β_0 (Konstante)	-3,50	Niveau der log-Schadenfrequenz im Referenzfall
β_1 (Alter)	-0,025	Rückgang der Frequenz mit dem Alter
β_2 (Fahrleistung)	$+4,5 \cdot 10^{-5}$	Anstieg der Frequenz mit der jährlichen Fahrleistung
β_3 (Regionalklasse)	+0,180	Effekt einer höheren Regionalklasse
β_4 (Typklasse)	+0,140	Effekt einer höheren Typklasse

Die Modellausgabe ist reproduzierbar und nachvollziehbar: Für jede Kombination von Eingabewerten ergibt sich ein eindeutiger Erwartungswert der Schadenfrequenz. Die Effekte einzelner Merkmale sind aus der Modellstruktur parametrisch und methodisch erklärbar; Sensitivitäts- und Ausreißeranalysen sind methodisch etabliert.

Die nachstehende Abbildung kontrastiert den durch das GLM spezifizierten Lösungsraum mit demjenigen eines beispielhaften neuronalen Netzes auf identischer Datenbasis. Während das GLM im linken Panel einen glatten, strukturell nachvollziehbaren und parametrisch beschreibbaren Lösungsraum mit fachlich interpretierbaren und plausibilisierbaren Zusammenhängen zwischen den Eingangsgrößen und der Schadenfrequenz aufweist, zeigt das neuronale Netz im rechten Panel einen

deutlich komplexeren und weniger transparenten Lösungsraum mit teilweise lokal irregulären und nicht-monotonen Strukturen. Die Zusammenhänge im GLM bleiben über etablierte aktuariell-statistische Verfahren methodisch nachvollziehbar, während die interne Repräsentation im neuronalen Netz über eine Vielzahl verborgener Parameter und Aktivierungsfunktionen erfolgt und sich damit weitgehend einer unmittelbaren aktuariellen Interpretation entzieht.

Die hier dargestellten Eigenschaften sind keine zufälligen Merkmale dieses Beispiels, sondern strukturelle Eigenschaften der Modellklasse GLM und – mit additiver Glättung – auch der Modellklasse GAM. Sie begründen die Abgrenzung dieser Verfahren von KI-Systemen im Sinne von Art. 3 Abs. 1 der Verordnung (EU) 2024/1689.

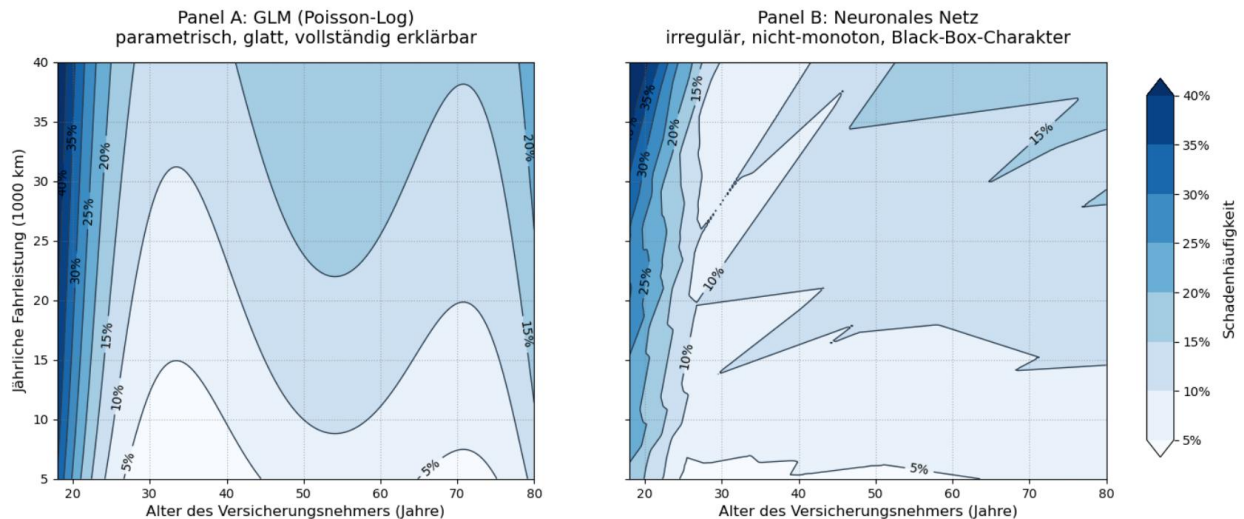


Abbildung 1: Vergleich der Lösungsräume eines GLMs (Panel A) und eines neuronalen Netzes (Panel B) auf identischer Datenbasis. Der GLM-Lösungsraum ist glatt strukturell nachvollziehbar und parametrisch beschreibbar; der Lösungsraum des neuronalen Netzes ist komplexer und weniger transparent mit teilweise lokal irregulären und nicht-monotonen Strukturen.

Über die DAV

Die 1993 gegründete Deutsche Aktuarvereinigung (DAV) e. V. ist die unabhängige berufsständische Vertretung der als Aktuarinnen und Aktuare in Deutschland tätigen Versicherungs-, Vorsorge-, Bauspar- und Finanzmathematikerinnen und -mathematiker mit Sitz in Köln. Sie schafft die Rahmenbedingungen für eine fachlich fundierte Berufsausübung ihrer rund 7.000 Mitglieder und steht im ständigen Dialog mit allen für sie relevanten nationalen und internationalen Institutionen, um im Interesse der Aktuarinnen und Aktuare und zum Nutzen von Verbraucherinnen und Verbrauchern sowie Unternehmen ihre fachliche Expertise in gesetzgeberische Prozesse einzubringen. Im Rahmen einer anspruchsvollen, berufsbegleitenden Ausbildung verleiht sie den Titel „Aktuar DAV“ bzw. „Aktuarin DAV“. Darüber hinaus bietet sie ihren Mitgliedern die Möglichkeit, weitere Titel zu erwerben, um die eigene Qualifikation in den Bereichen betriebliche Altersversorgung, Risikomanagement oder Data Science auszuweisen.



Ansprechpartner für Rückfragen:

Theofilos Gouloumis

Gremienreferent

T 0221 912554-225

E theofilos.gouloumis@aktuar.de