

Mortality Modeling: Machine Learning and Mortality Shocks

Zusammenfassung der Dissertation zur Erlangung des akademischen Grades Dr. rer. nat. an der TU Kaiserslautern

Simon Schnürch

Die menschliche Lebensdauer hat in den vergangenen Jahrzehnten oft stärker als erwartet zugenommen. Infolgedessen wurden komplexe Methoden zur Modellierung und Vorhersage der Sterblichkeit entwickelt. Verbreitete Modelle basieren auf traditionellen statistischen Ansätzen wie Maximum-Likelihood-Schätzung und Zeitreihenanalyse. Die vorliegende Arbeit bietet eine umfassende Übersicht über diese Techniken und vorhandene stochastische Mortalitätsmodelle. Als neuer Beitrag zur Literatur wird maschinelles Lernen in der Modellierung angewendet, was weitere Perspektiven auf die Daten eröffnet und genauere Vorhersagen ermöglicht. Vorteile klassischer Modelle wie Interpretierbarkeit und Vorhersageintervalle werden erhalten oder sogar verbessert.

Insbesondere wird das Common-Age-Effect-Modell (Kleinow, 2015) auf mehrere gemeinsame Alterseffekte erweitert, die jeweils nur für eine Teilmenge aller betrachteten Populationen gelten. Algorithmen der Clusteranalyse werden eingesetzt, um geeignete Teilmengen zu finden. Die Modellerweiterung ist gut interpretierbar, da sie auf der realistischen Annahme basiert, dass es mehrere Gruppen von Populationen gibt, die ähnliche Mortalitätsentwicklungen innerhalb jeder Gruppe, nicht aber zwischen den Gruppen aufweisen. Des Weiteren wird ein neues Modell eingeführt, das auf einer unscharfen Zuordnung der Populationen basiert.

Eine Alternative zur Verbesserung eines bestehenden Mortalitätsmodells besteht darin, es durch eine Methode des überwachten Lernens zu ersetzen. Zu diesem Zweck wird ein spezielles neuronales Netz, ein zweidimensionales Faltungsnetz, vorgeschlagen. Damit wird die Vorhersagegenauigkeit gegenüber anderen Netzen und etablierten Mortalitätsmodellen verbessert. Da neuronale Netze per se nur Punktvorhersagen treffen, haben frühere Anwendungen auf Mortalitätsmodellierung die Vorhersageunsicherheit nicht untersucht. Diese Lücke in der Literatur wird mittels eines Bootstrapping-Verfahrens

geschlossen, das verlässliche Vorhersageintervalle ergibt.

Die COVID-19-Pandemie hat der Tendenz stetiger Mortalitätsverbesserungen ein vorläufiges Ende gesetzt. Der letzte Teil der Arbeit thematisiert Herausforderungen, die der vielerorts als Folge der Pandemie aufgetretene Mortalitätsschock mit sich bringt. Die Auswirkungen eines Schocks auf Mortalitätsdaten und -modelle werden erforscht. Es stellt sich heraus, dass Schocks großen Einfluss auf Vorhersagen von Todesraten und demzufolge auf die Bewertung mortalitätsabhängiger Versicherungsprodukte haben können. Verschiedene Möglichkeiten zur Modellmodifikation werden verglichen und praktische Empfehlungen für Modellwahl und -kalibrierung abgeleitet.

Im Folgenden werden die einzelnen Teile der Arbeit genauer beschrieben.

Cluster-basierte Erweiterungen des Common-Age-Effect-Modells

Ausgangspunkt der Untersuchung (Schnürch et al., 2021a) ist das Common-Age-Effect-Modell (CAE-Modell), ein Modell für die Mortalität mehrerer Populationen. Seine namensgebende Annahme besteht darin, dass altersspezifische Mortalitätsveränderungen relativ zur Gesamtentwicklung („Alterseffekte“) über alle betrachteten Populationen hinweg identisch sind. Dies ist gerechtfertigt, wenn all diese Populationen ähnliche Altersstruktur, sozioökonomische Eigenschaften und Lebensstilfaktoren aufweisen. Andernfalls könnte die Annahme nur jeweils für kleinere Gruppen von Populationen gelten. Diese Beobachtung motiviert die Untersuchung folgender Fragen:

- Wie kann mit Mortalitätsunterschieden umgegangen werden, welche die Annahme eines einzigen gemeinsamen Alterseffekts unplausibel machen?
- Wie identifiziert man Gruppen von Populationen mit ähnlichen Alterseffekten?
- Kann der Einsatz von Methoden der Clusteranalyse den Informationsgewinn aus Mortalitätsdaten fördern und Verbesserungen für die Mortalitätsmodellierung bringen?

Zur Beantwortung dieser Fragen werden verschiedene Clustermethoden ins CAE-Modell eingebettet. Zunächst werden Standardverfahren wie k-Means und hierarchisches Clustern sowie ein auf dem bekannten Mortalitätsmodell von Li und Lee (2005) basierender Algorithmus genutzt. Schließlich wird Fuzzy-Maximum-Likelihood-Clustering vorgeschlagen,

das auf einer unscharfen Zuordnung basiert und als neues Modell betrachtet werden kann. Darin ergibt sich der individuelle Alterseffekt einer Population als Linearkombination der Alterseffekte der verschiedenen Cluster. Damit kann mit einer vergleichsweise geringen Anzahl an Parametern eine große Bandbreite von Alterseffekten modelliert werden. Der Ansatz ist flexibler als die anderen betrachteten Verfahren und erlaubt zudem die Quantifizierung der Heterogenität innerhalb eines Clusters und die natürliche Behandlung von Populationen, die nicht eindeutig zu klassifizieren sind.

In einer ausführlichen numerischen Studie wird demonstriert, dass die Modellerweiterungen eine bessere Anpassung an Mortalitätsdaten ermöglichen und genauere Mortalitätsvorhersagen erzielen können.

Punkt- und Intervallvorhersagen von Mortalitätsraten mit neuronalen Netzen

Viele stochastische Mortalitätsmodelle sind durch ihre einfache Struktur gut verständlich und leicht implementierbar. Allerdings sind diese Modelle möglicherweise nicht optimal im Hinblick auf ihre Vorhersagegenauigkeit. Diese Forschungsarbeit (Schnürch und Korn, 2022) wendet sich daher einem anderen Modelltyp zu, den neuronalen Netzen. Es gibt verschiedene Arten von neuronalen Netzen, von denen vorwärtsgerichtete und rekurrente neuronale Netze bereits mehrfach erfolgreich zur Mortalitätsvorhersage eingesetzt wurden (siehe etwa Richman und Wüthrich, 2021). Eine andere Netzarchitektur, die sogenannten Faltungsnetze, wurde bis vor kurzem in der Mortalitätsmodellierung nicht betrachtet. Faltungsnetze sind auf die Erkennung und Verarbeitung zweidimensionaler Muster ausgelegt und somit gut geeignet, Effekte in der von Alter und Kalenderjahr aufgespannten Mortalitätsoberfläche zu erkennen, die nicht allein von einer der beiden Dimensionen abhängen (z. B. Kohorteneffekte).

Trotz ihrer hohen Vorhersagegenauigkeit, die sich in einer umfangreichen numerischen Studie mit Mortalitätsdaten abermals bestätigt, sind neuronale Netze nicht unbedingt die erste Wahl unter Praktikern. Interpretierbarkeit und bessere Verständlichkeit dieser Modelle sind wichtige Voraussetzungen, um ihre Anwendung bei Praxisproblemen zu fördern. Diese Anforderungen werden auf verschiedene Weise adressiert, etwa durch die Anpassung eines globalen Surrogatmodells sowie durch die Berechnung von Vorhersageintervallen. In vielen Anwendungen sind für gute Interpretierbarkeit nicht nur zutreffende (Punkt-)Vorhersagen nötig, sondern oft ist auch eine Quantifizierung der damit verbundenen

Unsicherheit erforderlich. Beispielsweise berechnen Versicherungen Risikomaße wie den Value-at-Risk, um auf extreme Mortalitätsereignisse vorbereitet zu sein. Die bisher in der Literatur untersuchten Ansätze zur Mortalitätsvorhersage mit neuronalen Netzen betrachten nur Punktvorhersagen. Daher wird ein an Faltungsnetze angepasstes Bootstrapping-Verfahren zur Bestimmung von Vorhersageintervallen implementiert. In einer empirischen Studie zeigt sich, dass sich damit verlässliche und informative Vorhersageintervalle angeben lassen.

Zusammenfassend besteht der Beitrag zur Literatur darin,

- ein zweidimensionales Faltungsnetz zu trainieren und mit verschiedenen Benchmark-Modellen zu vergleichen,
- detaillierte Einblicke in Fehler, Vorhersagen und das globale Verhalten des Modells zu präsentieren, um seine Verständlichkeit und Vertrauenswürdigkeit zu erhöhen,
- ein Bootstrapping-Verfahren zur zuverlässigen Quantifizierung der Vorhersageunsicherheit anzuwenden, das für das Faltungsnetz einen plausiblen Anstieg der Modellunsicherheit über die Zeit ergibt.

Auf Basis der Ergebnisse ist davon auszugehen, dass neuronale Netze eine hilfreiche Ergänzung klassischer Ansätze zur Mortalitätsmodellierung sein können und, bei korrekter Interpretation und Angabe von Vorhersageintervallen, auch in demographischen und aktuariellen Anwendungen gewinnbringend eingesetzt werden können.

Mortalitätsschocks: Einfluss und Modellanpassungen

SARS-CoV-2 ist nicht das erste Virus, das eine Pandemie verursacht, und wird sicherlich nicht das letzte sein. Faktoren wie Globalisierung und Bevölkerungswachstum haben die Wahrscheinlichkeit von Epidemien und Pandemien erhöht (Engel und Ziegler, 2020). Darüber hinaus ist eine Pandemie nur eines von verschiedenen Ereignissen, die einen plötzlichen starken Anstieg der Mortalitätsraten verursachen können, einen sogenannten Mortalitätsschock. Die vorliegende Arbeit kommt zu dem Schluss, dass die Möglichkeit von Schocks bei der Mortalitätsmodellierung berücksichtigt werden muss, insbesondere bei Anwendungen im Risikomanagement von Versicherungen (siehe Schnürch et al., 2022, sowie Schnürch et al., 2021b).

Als motivierender Einstieg werden Mortalitätsdaten des Jahres 2020 untersucht und mit verschiedenen Maßzahlen die Auswirkungen von COVID-19 bewertet. Je nach Land zeigt sich eine signifikante Übersterblichkeit, die sich zeitweise auch in einem deutlichen Anstieg der

Versicherungsfälle in der Risikolebensversicherung niedergeschlagen hat (Individual Life COVID-19 Project Work Group, 2021). Daher ist zu erwarten, dass COVID-19 einen hohen Einfluss auf Mortalitätsmodelle und damit auf Bewertungen, Reservierungsentscheidungen und Solvenzkapitalberechnungen hat, die auf diesen Modellen basieren.

Um den Einfluss zu quantifizieren, wird eine Vergleichsstudie für neun europäische Länder am Beispiel des Lee-Carter-Modells (Lee und Carter, 1992) durchgeführt. Es zeigt sich, dass die mit diesem bekannten Modell prognostizierten Rentenbarwerte als Konsequenz von COVID-19 um bis zu 9% fallen, während die Barwerte von Risikolebensversicherungen um bis zu 29% zunehmen. Aufgrund der Vorhersagemethodik des Modells wird dieser Effekt bei Normalisierung der Mortalität nicht lange anhalten. Im Gegensatz dazu wird COVID-19 jedoch dauerhafte Auswirkungen auf die Schätzung der Unsicherheit haben, mit der die Mortalitätsvorhersagen behaftet sind. Die empirischen Untersuchungen werden um theoretische Resultate über den Einfluss eines Mortalitätsschocks auf die Parameter und Vorhersagen des Modells ergänzt.

Anschließend werden Ansätze diskutiert, mit der Möglichkeit von Mortalitätsschocks im Rahmen des Lee-Carter-Modells umzugehen. Eine Modifikation der Daten, d. h. eine Manipulation oder gar ein Ignorieren realer Beobachtungen von extremer Mortalität, ist nicht für jede Anwendung sinnvoll. Die Untersuchung fokussiert sich daher auf die explizite Modellierung von Mortalitätsschocks, unter anderem mittels

- einer auf der peaks-over-threshold-Methode basierenden Mischverteilung,
- eines Sprungprozesses,
- eines Regime-Switching-Modells.

Hierfür wird ein angepasstes Kalibrierungsverfahren vorgeschlagen, das der Tatsache Rechnung trägt, dass die Parameter dieser „Schockmodelle“ auf langen Zeiträumen angepasst werden sollten, die übrigen Parameter des Lee-Carter-Modells jedoch nicht. Dies führt gegenüber der in der Literatur bisher verwendeten Kalibrierung aller Parameter auf demselben Datensatz zu einer klar besseren Vorhersagegenauigkeit der drei Modelle.

In einer ausführlichen empirischen Untersuchung, unter anderem auf Basis von fünf exemplarischen Szenarien für die zukünftige Entwicklung pandemiebedingter Mortalität, zeigt sich, dass alle Verfahren ihre Vorzüge haben und neue Erkenntnisse in der Analyse von Mortalitätsschocks liefern können. Die beste Anpassung an die Daten sowie einen guten Kompromiss zwischen Zuverlässigkeit und Informationsgehalt der Vorhersageintervalle erzielt das Peaks-over-threshold-Mischmodell.

Literaturangaben

K. Engel und S. Ziegler (2020). Pandora's Box. A report on the human zoonotic disease risk in Southeast Asia with a focus on wildlife markets. *Bericht*, WWF, <https://www.wwf.de/fileadmin/fm-wwf/Publikationen-PDF/WWF-Report-Human-Zoonotic-Disease-Risk-in-Southeast-Asia-with-a-Focus-on-Wildlife-Markets.pdf>, aufgerufen am 24.08.2021.

Individual Life COVID-19 Project Work Group (2021). U.S. Individual Life COVID-19 Mortality Claims Analysis. *Bericht*, LIMRA und Reinsurance Group of America und Society of Actuaries und TAI, <https://www.soa.org/globalassets/assets/files/resources/research-report/2021/us-individual-life-covid-19.pdf>, aufgerufen am 31.03.2021.

T. Kleinow. (2015). A common age effect model for the mortality of multiple populations. *Insurance: Mathematics and Economics*, 63: 147–152.

R. D. Lee und L. R. Carter (1992). Modeling and Forecasting U.S. Mortality. *Journal of the American Statistical Association*, 87(419): 659–671.

N. Li und R. D. Lee (2005). Coherent Mortality Forecasts for a Group of Populations: An Extension of the Lee-Carter Method. *Demography*, 42(3): 575–594.

R. Richman und M. V. Wüthrich (2021). A Neural Network Extension of the Lee-Carter Model to Multiple Populations. *Annals of Actuarial Science*, 15(2): 346–366.

S. Schnürch und R. Korn (2022). Point and Interval Forecasts of Death Rates Using Neural Networks. *ASTIN Bulletin*, 52(1): 333–360.

S. Schnürch, T. Kleinow und R. Korn (2021a). Clustering-Based Extensions of the Common Age Effect Multi-Population Mortality Model. *Risks*, 9(3): 45.

S. Schnürch, T. Kleinow und A. Wagner (2021b). Accounting for COVID-19-Type Shocks in Mortality Modeling: A Comparative Study. Zur Veröffentlichung eingereicht. URL <https://ssrn.com/abstract=3979826>.

S. Schnürch, T. Kleinow, R. Korn und A. Wagner (2022). The impact of mortality shocks on modeling and insurance valuation as exemplified by COVID-19. *Annals of Actuarial Science*, S. 1–29.