

Potenziale und Grenzen automatisierter Fehlerreduktion

Welche Versprechen Systeme automatisierter Entscheidungen halten können und welche nicht

Mit dem Fortschreiten der Digitalisierung und der stetig anwachsenden Datenverfügbarkeit steigt auch der Einsatz von automatisierten Entscheidungsalgorithmen. Ein typischer Anwendungsfall von automatisierten Entscheidungen in der öffentlichen Verwaltung ist die Bearbeitung von Anträgen. Die Familienkasse nutzt derzeit zum Beispiel erfolgreich Software zur Bild- und Texterkennung, um Kindergeldanträge schneller bearbeiten zu können. Systeme dieser Art sind attraktiv, nicht nur wegen ihres Potenzials zur Beschleunigung von Verwaltungsvorgängen und Entlastung von Mitarbeitern, sondern auch wegen ihres Potenzials zur Objektivierung von Entscheidungsvorgängen.

In der Praxis sind diese Versprechen nicht immer so einfach einzulösen. Die eingesetzten Algorithmen werden oft zunächst mit historischen Daten angelernt. Das heißt, es können subjektive, möglicherweise fehlerhafte Entscheidungen aus der Vergangenheit erlernt und in die Zukunft fortgeschrieben werden. Das kann vor allem dann passieren, wenn sich gesellschaftliche Normen ändern, zum Beispiel das Verständnis darüber, welche gesellschaftlichen Gruppen besonders unterstützt werden sollen oder welche Charakteristika und Fähigkeiten schulische oder berufliche Erfolge vorhersagen. Das Training der Algorithmen kann aber auch dann scheitern, wenn für bestimmte gesellschaftliche Gruppen fehlerhafte oder unzureichende Daten vorliegen.

Für den erfolgreichen Einsatz automatisierter Entscheidungen sind deshalb vor allem zwei Aspekte von Bedeutung. Zum einen müssen die Ergebnisse von Entscheidungsalgorithmen immer wieder auf Fairness abgeklöpft und gegebenenfalls korrigiert werden. Dazu bedarf es in vielen Situationen zunächst eines gesellschaftlichen Diskurses darüber, welche Ziele erreicht werden sollen und welche Entscheidungen als gerecht angesehen werden. Weder Daten noch Algorithmen können uns Menschen diese Entscheidung abnehmen. Insbesondere dann nicht, wenn verschiedene Ziele nicht miteinander kompatibel sind. Zum Beispiel können nicht gleichzeitig alle ähnlich viel Unterstützung bekommen und die Bedürftigsten am meisten unterstützt werden. Zum anderen bedarf es einer genauen Betrachtung und eines genauen Verständnisses über die Prozesse, aus denen die Daten generiert werden, die zum Training der Algorithmen ver-

wendet werden. Fragen wie „Wer fehlt hier in meinen Daten?“, „Von welchen gesellschaftlichen Gruppen wissen wir zu wenig, um gute Vorhersagen zu treffen?“ oder auch „Messen meine Daten überhaupt das, was uns interessiert?“ sollten immer wieder aufs Neue gestellt werden.

Zeigen sich Lücken in den Daten oder Unschärfen in der Messung, ist das nicht das Ende der Fahnenstange. Aber es bedarf einer statistischen Nachbesserung, der Kombination verschiedener Datenquellen oder einer systematischen Nacherhebung, um die Qualität der Daten zu erhöhen. Damit dies möglich ist, muss an vielen Stellen neu über Datenschutz nachgedacht werden. Derzeit werden alle personenbezogenen Daten weitestgehend auf die gleiche Weise geschützt, unabhängig vom Kontext der Datenerhebung und der geplanten Datennutzung. Der Weitergabe von personenbezogenen Daten von einem behandelnden Arzt zum nächsten muss genauso aktiv zugestimmt werden wie der Weitergabe von Browser-Daten an Online-Werbeagenturen. In beiden Fällen obliegt die Entscheidung über die Nutzung den Individuen. Auch wenn diese Entscheidungsfreiheit ein hohes Gut ist und nicht leichtfertig aufgegeben werden sollte, kann sie doch zu ungewollten, negativen Konsequenzen führen. Zum Beispiel dann, wenn Gruppen am Rande der Gesellschaft aus Furcht oder aufgrund fehlenden Zugangs weniger Daten zur Verfügung stellen. In beiden Fällen vernachlässigen spätere, automatisierte Entscheidungen die spezifischen Lebensumstände dieser Gruppen, da beim Training Daten fehlten.



Frauke Kreuter

Frauke Kreuter ist Professorin für Statistik und Datenwissenschaft für die Sozial- und Geisteswissenschaften an der Ludwig-Maximilians-Universität München und Professorin am Joint Program in Survey Methodology an der University of Maryland und Mitbegründerin und Co-Direktorin der Data Science Centers an der University of Maryland (USA) und Mannheim (Deutschland). Sie ist Fellow der International Statistical Association und der American Statistical Association. In 2020 erhielt sie den Warren Mitofsky Innovators Award der American Association for Public Opinion Research. Neben ihrer akademischen Arbeit ist Dr. Kreuter Gründerin des International Program for Survey and Data Science, das als Reaktion auf die steigende Nachfrage von Forschern und Praktikern nach geeigneten Methoden und Werkzeugen für ein sich veränderndes Datenumfeld entwickelt wurde; Mitbegründerin der Coleridge Initiative, deren Ziel es ist, evidenzbasierte Politikgestaltung zu beschleunigen, indem ein effizienter, effektiver und sicherer Zugang zu sensiblen Daten über Gesellschaft und Wirtschaft ermöglicht wird; und Mitbegründerin des deutschsprachigen Podcasts digdeep.de.

