
Daten, Algorithmen und neue Steuerungsformen in der Smart City

Dr. Pascal D. König, TU Kaiserslautern

Bei diesem Papier handelt es sich um einen externen Beitrag, der im Rahmen der Dialogplattform Smart Cities als Diskussionsbeitrag erstellt wurde. Die Dialogplattform macht sich die Inhalte nicht zu eigen, sie stellen ausschließlich die Meinung des Autors dar.



Das Konzept der Smart City steht für einen umfassenden und langfristigen Transformationsprozess, bei dem der Einsatz von Informations- und Kommunikationstechnologien zu mehr Wohlstand, Inklusion und Nachhaltigkeit führen soll. Damit diese Verheißung einer höheren Lebensqualität durch technologie-gestützte Stadtentwicklung Realität werden kann, bedarf es unter anderem eines sinnvollen und zielgerichteten Umgangs mit Daten, die in einer hochgradig vernetzten Smart City potenziell in großen Mengen anfallen. Insofern diese Daten ein viel genaueres Bild von städtischen Vorgängen zeichnen können, mögen sie als Informationsgrundlage bereits für sich genommen sehr wertvoll sein. Um darüber hinaus aus ihnen Wert zu erzeugen, können in einer Smart City zudem algorithmische Systeme Anwendung finden, welche die Daten verarbeiten und auf dieser Grundlage beispielsweise automatisierte Entscheidungen treffen. Solche Systeme dürften einen kräftigen Schub bei der Umsetzung des Konzeptes der Smart City bewirken. Doch mit der Nutzung solcher Anwendung sind vielfältige Herausforderungen verbunden, die es zu bewältigen gilt. Folgende Aspekte fallen dabei ins Auge:

- Welche ethischen Fragen ergeben sich aus dem Einsatz von algorithmischen Systemen in der Smart City?
- Welche Bereiche städtischer Infrastrukturen sind davon besonders betroffen?
- Wie lässt sich ein verantwortungsvoller Einsatz algorithmischer Systeme sicherstellen?

Im Folgenden sollen der Nutzen und die Herausforderungen dieser Systeme im Kontext von Smart Cities beleuchtet werden. Zuvor bedarf es im ersten Schritt einer kurzen Betrachtung solcher algorithmischer Entscheidungssysteme.

Algorithmische Entscheidungssysteme in der Smart City

Algorithmische Entscheidungssysteme dienen allgemein dazu, eng definierte Aufgaben zu bearbeiten und so Entscheidungen anzuleiten oder gar automatisiert auszuführen. Sie basieren auf zielgerichteten Anleitungen (Algorithmen), nach denen Eingabedaten verarbeitet und in Ausgabedaten umgewandelt werden. Die Ergebnisse dieses Transformationsprozesses bilden die Basis für algorithmische Entscheidungen bzw. Entscheidungsempfehlungen. Wirksam im Sinn eines Entscheidungssystems

werden Algorithmen erst durch ihre Implementierung in Computer-Software und im Zusammenspiel mit Daten.

Die Entscheidungsregeln algorithmischer Systeme müssen nicht vorab festgelegt und programmiert sein. In Kombination mit Techniken des Maschinlernens können solche Systeme Entscheidungsregeln aus verfügbaren Daten „lernen“. Maschinelles Lernen steht dabei für das künstliche Generieren von Wissen aus Datenbeständen mittels Computer. Algorithmische Systeme identifizieren Muster und Zusammenhänge in Daten und gewinnen so Einsichten, mit denen sich ein vorab definiertes Ziel möglichst gut verwirklichen lässt. Somit besteht der zentrale Rohstoff, welcher der Wertschöpfung mittels Algorithmen zugrunde liegt, in geeigneten Daten, die Strukturen oder Prozesse in der Realität abbilden.

Nutzt eine Kfz-Versicherung etwa ein algorithmisches System zur Bestimmung der Unfallwahrscheinlichkeit einer Person, so lernt das System zunächst aus früheren Daten mit bekanntem Ausgang – Unfall ja vs. nein – Entscheidungsregeln. In solchen Entscheidungsregeln spiegeln sich Zusammenhänge zwischen persönlichen Merkmalen und der Unfallwahrscheinlichkeit einer Person wider (Zweig 2019). Sind diese Regeln anhand von Trainingsdaten identifiziert worden, können sie für Risiko-Assessments bei neuen Daten verwendet werden. Mit ihnen kann ein Unternehmen also das Unfallrisiko weiterer Personen bestimmen und dadurch Versicherungsprämien individualisieren.

Nutzbringend eingesetzt wird dieses technische Potenzial bereits in verschiedensten Bereichen. Entsprechende Anwendungen dienen in sozialen Medien dazu, für die Nutzerinnen und Nutzer Inhalte zu filtern, welche diese – basierend auf ihrem bisherigen Nutzungsverhalten – am ehesten als relevant und interessant erfahren; in der medizinischen Diagnostik können algorithmische Systeme für Bilderkennung genutzt werden und so akkurater und schneller Befunde liefern; und sie können, wie im Beispiel der Kfz-Versicherung, Personen nach der vorhergesagten Wahrscheinlichkeit eines bestimmten Ereignisses in Risikoklassen einstufen. Algorithmische Systeme können aber nicht nur für die Zuweisung eines Scores oder die Einteilung in diskrete Klassen Einsatz finden. Ihr potenzieller Nutzen erstreckt sich bis hin zu komplexeren Steuerungsleistungen in Echtzeit (König 2019; Yeung 2017; Katzenbach und Ulbricht 2019), beispielsweise im Stadtverkehr, wo eine optimierte Steuerung das Verhalten von vielen und räumlich verteilten Verkehrsteilnehmern untereinander zu koordinieren hat.

Beispiele für Steuerung durch algorithmische Systeme

Insgesamt versprechen algorithmische Systeme einen maßgeblichen Beitrag zur Stadtentwicklung und zur Erfüllung kommunaler Aufgaben zu leisten. Konkret können sie dazu dienen, Prozesse zu automatisieren, Dienstleistungen effizienter sowie adressatengerechter zu erbringen sowie bessere Entscheidungen und Lösungen für kommunale Aufgaben zu erzielen. Gerade für das Konzept der Smart City, das darauf abzielt, Städte effizienter, technologisch fortschrittlicher, ökologischer und inklusiver zu gestalten, erscheinen sie als Schlüsseltechnologie, die großen Nutzen verheißt. Doch mit dem Einsatz solcher Systeme sind vielfältige Herausforderungen verbunden, die es zu bewältigen gilt. Die nachfolgenden Ausführungen sollen über diese Punkte Aufschluss bieten. Ausgangspunkt hierfür sollen zunächst drei beispielhafte Einsatzfelder sein.

Beispiel: Smart Waste Management

Das Versprechen einer effizienteren Ressourcennutzung durch das Digitalisieren von Containern, Mülltonnen und Abfallbehältern beruht auf einer optimierten Routenplanung und Leerung von Containern, die sich dynamisch den Füllständen anpassen. Die Grundlage hierfür sind Sensordaten (Füllstandsensoren oder Temperatursensoren), mit denen der Zustand innerhalb jedes einzelnen Containers überwacht wird. Mit diesem Wissen lässt sich nicht nur adaptiv ein optimaler, d.h. möglichst gezielter und effizienter Einsatz von Fahrzeugen zur Leerung realisieren. Auch ist es möglich, aus den Daten Muster in der Veränderung der Füllstände über die Zeit festzustellen und so bereits künftigen Leerungsbedarf zu antizipieren. Solche Voraussagen können der optimierten Planung und Steuerung ebenfalls zugrunde gelegt werden.

Beispiel: Planung von Schuleinzugsgebieten

Den Schulverwaltungsämtern obliegt es, die Einzugsgebiete von Grundschulen festzulegen. Dabei gibt es prinzipiell unzählige Möglichkeiten, diese Gebiete zuzuschneiden und Schüler*innen auf Schulen zu verteilen. Durch geeignete Algorithmen ist es möglich, auf der Grundlage von Daten über die Adressen der Schüler*innen sowie der Adressen und Kapazitäten der Schulen einen optimalen Zuschnitt zu finden. Diese Optimierung kann dabei nicht nur im Hinblick auf die Länge der Schulwege und die gleichmäßige Auslastung der Schulen geschehen. Es können zudem weitere Kriterien wie die Zusammensetzung und Heterogenität der Schülerschaft einbezogen werden.

Beispiel: Predictive Policing

Auch beim Predictive Policing, zu Deutsch vorhersagende Polizeiarbeit, stellen Daten einen zentralen Rohstoff dar. Hierbei machen sich Polizeibehörden zunutze, dass das Auftreten von beispielsweise Einbrüchen in einer Stadt gewisse Regelmäßigkeiten aufweist. Solche Regelmäßigkeiten zeigen sich in der räumlichen und zeitlichen Verteilung der Einbrüche. Dadurch ist es möglich, auf der Grundlage von Daten zu vorangehenden Vorkommnissen abzuschätzen, ob und wo in den nächsten Tagen ein Einbruch wahrscheinlich sein könnte. Solche Risikobeurteilungen und Prognosen sollen dem effizienteren Einsatz polizeilicher Ressourcen dienen. Einige deutsche Städte wie München und Karlsruhe haben solche Anwendungen bereits erprobt. In den USA nutzen Behörden solche Risikoassessments sogar nicht nur orts-, sondern auch personenbezogen und machen Vorhersagen beispielsweise über die Wahrscheinlichkeit einer erneuten Straftat einer Person.

Der Einsatz algorithmischer Entscheidungssysteme ist darüber hinaus in vielen weiteren Bereichen denkbar, beispielsweise in der Energieversorgung, für die Ressourcen- und Finanzplanung, die Optimierung von Schulbusrouten, die Vorhersage lokaler Unterstützungsbedürfnisse von älteren Menschen sowie als sog. Chatbots (textbasierte Dialogsysteme) für Verwaltungsanfragen. Grundsätzlich ist ihr Einsatz am ehesten dort vielversprechend, wo die Entscheidungssituationen klar strukturiert, im Hinblick auf relevante Merkmale beobachtbar und messbar sind und dabei eine große Regelmäßigkeit aufweisen.

Wie die zwei beschriebenen beispielhaften Anwendungsfelder illustrieren, können die Art der Daten sowie die Art der Konsequenzen für das gesellschaftliche Zusammenleben sehr unterschiedlich ausfallen. Zwei Anwendungen mit sehr ähnlicher technologischer Basis können sehr unterschiedliche ethische Konsequenzen haben, je nachdem, wo und wie sie eingesetzt werden. Ethische Fragen stellen sich umso mehr, je mehr die verwendeten Daten personenbezogen sind und Entscheidungen getroffen werden, die das Wohlergehen und die Rechte von Individuen betreffen.

Drei zentrale Herausforderungen beim Einsatz algorithmischer Systeme in Smart Cities

Der Einsatz lernender algorithmischer Systeme birgt das Potenzial, städtische Prozesse und Aufgaben kosteneffizienter und zugleich effektiver zu erfüllen. Gleichzeitig bestehen wie bei anderen Technologien auch Risikopotenziale. Zum einen ist es nicht garantiert, dass algorithmische Systeme denjenigen dienen, denen sie dienen sollen, auch dann nicht, wenn sie mit dieser Intention entwickelt und implementiert worden sind. Zum anderen müssen sich

die in ihnen angelegten Risiken nicht per se realisieren. Welche Konsequenzen der Einsatz dieser Technologie hat, hängt letztlich davon ab, wie ein algorithmisches System ausgestaltet und wie es in einem Anwendungsbereich eingesetzt wird. Drei Herausforderungen ist hierbei vor allem zu begegnen:

- **Intransparenz algorithmischer Systeme:** Lernende algorithmische Systeme und die Ergebnisse (Outputs), die sie produzieren, können aus verschiedenen Gründen intransparent sein (Burrell 2016). Erstens können sie bewusst so entwickelt worden sein, dass es für Außenstehende nicht nachvollziehbar ist, wie sie z.B. zu Entscheidungen gelangen. Gründe für die Geheimhaltung von Bestandteilen eines algorithmischen Systems können neben dem kommerziellen Interesse an der Wahrung von Handelsgeheimnissen auch der Schutz persönlicher Daten sowie der Schutz vor Versuchen Dritter, die Funktionslogik zu eigenen Zwecken gezielt auszunutzen (sog. Gaming), sein. Zweitens wird selbst bei Offenlegung der Funktionsweise eines algorithmischen Systems effektiv eine Intransparenz bestehen bleiben, wenn das nötige Fachwissen zum Verständnis der offengelegten Informationen fehlt. Drittens können die Komplexität sowie die autonomen, von menschlichen Vorgaben stark abgekoppelten Lernprozesse mancher algorithmischer Systeme dazu führen, dass selbst für Experten und Entwickler die generierten Outputs nicht mehr im Detail nachvollziehbar und vermittelbar sind.
- **Zielvorgaben sind wertbeladen:** Wenn algorithmische Systeme in einem bestimmten Bereich Einsatz finden, so steht zunächst deren Rolle als technische Lösung für ein gegebenes Problem im Vordergrund. Allerdings ist zu beachten, dass algorithmische Systeme nicht eine neutrale beste Lösung liefern. Vielmehr finden – bewusst oder unbewusst – bestimmte Ziele und Vorannahmen in ein algorithmisches System Eingang. Dies gilt beispielsweise im Hinblick auf die Frage, was überhaupt zu optimieren ist und was als „gutes Entscheiden“ zählt. Damit schleichen sich bereits auf der Ebene vermeintlich rein technischer Fragen wie etwa bei der Wahl eines geeigneten Kriteriums für die Qualität der Leistung eines algorithmischen Systems Wertfragen ein. Hinzu kommt, dass sich algorithmische Systeme unbeabsichtigte Tendenzen in ihrem Verhalten auch im Zuge der Datenverarbeitung aneignen können. Ein bekanntes gewordenes Beispiel hierfür ist etwa der experimentelle von Microsoft entwickelte Chatbot Tay, der aus Social-Media-Kommunikation teils rassistische und chauvinistische Wendungen aufgenommen und reproduziert hat.

- **Unfaire Ungleichbehandlung/Diskriminierung:** Die Entscheidungen, die ein algorithmisches System produziert, können zu einer Ungleichbehandlung führen, welche nach gesellschaftlichen Standards als unfair und inakzeptabel gilt. Einerseits sollen solche Systeme im technischen Sinn diskriminieren, also relevante Unterscheidungen treffen. Andererseits sollte eine Person nicht deshalb eher in eine bestimmte Klasse sortiert werden, nur weil sie einer bestimmten sozialen Gruppe, etwa einer ethnischen Minderheit, angehört. Eine Gefahr ist hierbei, dass in der sozialen Realität angelegte Formen von Ungleichbehandlung von einem algorithmischen System gelernt und reproduziert werden können. So könnte beispielsweise eine Anwendung zur Auswahl von geeigneten Bewerbern und Bewerberinnen lernen, Frauen bei gleicher Qualifikation wie männliche Bewerber schlechter einzustufen, weil ein solches Muster bereits in früheren, von Menschen getroffenen Auswahlentscheidungen, angelegt war.

Governance durch technische Transparenz und institutionelle Kontrolle

Um mit den oben beschriebenen Herausforderungen umzugehen, bedarf es der Verzahnung von (A) technischen Mitteln zur Herstellung von Transparenz und Kontrolle von algorithmischen Systemen mit (B) geeigneten institutionellen und organisationalen Strukturen (z.B. Einrichtungen für Folgenabschätzungen). Dabei ist jedoch nicht ein Regulierungsgrad für alle Anwendungen algorithmischer Entscheidungssysteme gleichermaßen angemessen. Damit die Regelungstiefe nicht ungebührlich stark ist oder aber zu schwach, um Risiken effektiv zu minimieren, bedarf es einer nach Risikopotenzial abgestuften Regulierung (Krafft et al. 2020; Krafft und Zweig 2019). Geht man davon aus, dass durch den Einsatz von algorithmischen Systemen im öffentlichen Bereich durch die damit verbundene Tragweite bereits ein Mindestrisiko besteht und daher immer eine gewisse Regulierung nötig ist, lassen sich nach dem Ansatzpunkt der Regulierungsmaßnahmen grob drei Arten unterscheiden. Sie weisen zugleich in der dargestellten Reihenfolge eine ansteigende Eingriffstiefe auf.

- Erstens kann durch ein Monitoring des Verhaltens zusammen mit grundlegenden Informationen über die Funktionslogik eines algorithmischen Systems Transparenz geschaffen werden. Dieser Ansatz ist vergleichsweise oberflächlich, insofern er das Funktionieren eines Systems aus einer Außenperspektive betrachtet. Dennoch ist es so möglich, unerwünschtes Verhalten des Systems aufzudecken und zu korrigieren. Dies ist zu erreichen erstens durch allgemeine Informations- und Auskunftspflichten zu verwendeten Daten, zur Methode und zum zugrundeliegenden Entscheidungsmodell. Zweitens können Testverfahren

(Black-Box-Analysen) systematisch prüfen, welche Outputs ein System auf Basis gegebener Inputs liefert.

- Wenn es angesichts größerer Risiken bei Algorithmen basierten Entscheidungen wichtig ist, ein algorithmisches System vorab auf bestimmte zu realisierende Zielgrößen festzulegen, kann eine Zielkontrolle durch geeignete Verfahren realisiert werden. So lassen sich etwa kryptographische Techniken heranziehen, die das Vorliegen bestimmter Eigenschaften bei einem algorithmischen System gezielt feststellen können, ohne das System weiter ausleuchten zu müssen. Mit solchen Verfahren könnten zuständige Stellen beispielsweise prüfen, ob in ein System tatsächlich ein bestimmtes Fairnesskriterium (z.B. eine Zufallsauswahl) einprogrammiert ist, ohne dafür den Quellcode oder andere Komponenten des Systems zu inspizieren. Allerdings muss eine Anwendung hierzu vorher präpariert werden, was einen höheren Entwicklungsaufwand bedeutet. Weiterhin ist es möglich, mittels systematischer Prüfung zentraler Komponenten eines algorithmischen Systems, insbesondere der verwendeten Daten und der optimierten Zielgröße(n), eine Folgenabschätzung vorzunehmen.
- Der höchste Grad der Regulierungstiefe ist drittens erreicht, wenn die detaillierte Nachvollziehbarkeit der Entscheidungen von algorithmischen Systemen garantiert wird. Dies kann durch umfassende – und somit aufwendigere – Prüfverfahren und Audits von algorithmischen Systemen geschehen. Ebenso ist es denkbar, im Design eines algorithmischen Systems bereits als eine Funktionalität zu verankern, dass es post-hoc Erklärungen dafür liefern kann, warum das zugrundeliegende Entscheidungsmodell eine Person in eine bestimmte Klasse eingeteilt hat. Ein Beispiel hierfür sind sogenannte kontrafaktische (hypothetische) Vergleiche: Wenn eine Person als nicht kreditwürdig eingestuft wurde, könnte Sie die Auskunft erhalten, was im Hinblick auf alle relevanten Merkmale der kleinste erforderliche Unterschied in der Ausprägung eines Merkmals wäre, um als kreditwürdig eingestuft zu werden.

Governance durch geteilte Verantwortung

Eine angemessene Transparenz und Kontrolle algorithmischer Systeme herzustellen, kann durch Einbezug verschiedener Akteure geschehen. Eine dezentrale Form der Governance ist schon deshalb angebracht, weil die Entwicklung und der Einsatz von algorithmischen Systemen

unterschiedliche Akteure involvieren. Außerdem gestattet sie eine größere Flexibilität, die der Vielfalt der Anwendungen von Algorithmischen Systemen eher gerecht wird.

Je nach konkreter Anwendung sind variable Konstellationen denkbar, in denen die Verantwortung für die Transparenz und Kontrolle algorithmischer Systeme verschiedenen Akteuren zugewiesen wird (Saurwein 2019; Koene et al. 2019): Erstens setzen mögliche Lösungen bereits bei der Technologie selbst an („privacy by design“ und „accountability by design“) und sehen z.B. Funktionalitäten vor, welche es erlauben, geforderte Eigenschaften einer Anwendung wie oben beschrieben zu verifizieren. Die Entwickler algorithmischer Systeme können zweitens durch eine Orientierung an Prinzipien von Responsible Research and Innovation gesellschaftliche Werte im Design von algorithmischen Systemen verankern. Drittens können Formen der Selbstregulierung und Gesellschaftsverantwortung (Corporate Social Responsibility) dazu beitragen, Standards der Transparenz und Kontrolle von ADM-Systemen zu etablieren und durchzusetzen. Viertens sind Formen der Aufsicht und Kontrolle entweder durch eigens hierfür eingerichtete Institutionen oder aber durch zivilgesellschaftliche Akteure sowie durch Journalismus und Medien denkbar. Fünftens obliegt dem Individuum auch eine Eigenverantwortung in seinem Umgang mit persönlichen Daten und mit Dienstleistungen, die auf algorithmischen Systemen basieren. Ein informierter Umgang mit Dienstleistungen, die auf algorithmischen Systemen beruhen, ist insbesondere dort wichtig, wo Wettbewerb zwischen Anbietern herrscht und nachfrageseitiger Druck zu mehr Transparenz und Verantwortlichkeit zwingt. Schließlich kann der Staat regulierend mit verschiedenen Steuerungsinstrumenten – von Aufklärungskampagnen bis hin zu harten Auflagen – eingreifen.

Governance durch Stakeholder-Einbindung

Damit algorithmische Systeme denjenigen dienen, denen sie dienen sollen, kann es sinnvoll sein, Stakeholder, also Personen oder Gruppen, die berechnete Interessen am Einsatz und an den Ergebnissen solcher Systeme haben, bereits in der Phase der Entwicklung zu involvieren. Der Einbezug von Stakeholdern stellt ein wichtiges Instrument im Zusammenhang mit algorithmischen Systemen dar, weil sich bei deren Einsatz Wertfragen nicht ausklammern lassen, aber letztlich entschieden werden müssen. Dies betrifft vor allem die Frage, welche(s) Ziel(e) eine Anwendung optimieren soll und welches Gewicht unterschiedlichen möglichen Entscheidungsfehlern zu verleihen ist.

Änderungen im Design eines Systems führen hierbei mehr oder minder vorhersehbar zu unterschiedlichen Ergebnissen. Letztlich muss aber eine Festlegung auf nur eine

Konfiguration eines algorithmischen Systems erfolgen. Dadurch entsteht ein Entscheidungsspielraum auf Seiten derer, die das System einsetzen.

Vor diesem Hintergrund kann die Einbindung von Stakeholdern dazu beitragen, die erwähnten Wertfragen zu klären und Akzeptanz für die letztlich von einem algorithmischen System produzierten Outputs zu schaffen. Bislang sind solche Stakeholder-Prozesse speziell für lernende algorithmische Systeme von wissenschaftlicher Seite nicht ausformuliert worden. Allerdings gibt es langjährige Erfahrung aus Forschung und Praxis mit partizipativer Technikfolgenabschätzung (Renn et al. 1993), die für Planungsverfahren und für Risikotechnologien vielfach angewendet worden ist. Bei solchen Verfahren sind erstens die Präferenzen und Werte der Stakeholder zu identifizieren, zweitens die Folgen unterschiedlicher Optionen mit Blick auf relevante Wertedimensionen abzuschätzen sowie drittens durch Feedback von den Stakeholdern die am meisten akzeptierte Lösung festzustellen. Ähnliche Prozesse sind grundsätzlich auch für den Einsatz algorithmischer Entscheidungssysteme im öffentlichen Bereich denkbar.

Einsatz algorithmischer Systeme im Einklang mit der Smart Cities Charta

Vor dem Hintergrund der zuvor beschriebenen Herausforderungen beim Einsatz von algorithmischen Systemen kommt mehreren Leitlinien der Smart City Charta besondere Relevanz zu. Dies gilt erstens mit Blick auf einen verantwortungsvollen Einsatz solcher Systeme, bei dem nicht neue Entscheidungs- oder Machtstrukturen entstehen, welche der demokratischen Kontrolle entzogen sind. Demnach ist dafür Sorge zu tragen, dass die von algorithmischen Systemen realisierten Ziele im Einklang mit den legitimen Erwartungen, Interessen und Wertvorstellungen der Bürger*innen stehen. Hierfür sind vor allem eine angemessene Transparenz und Aufsicht der algorithmischen Systeme zu gewährleisten. Die Aufgabe, hierbei Verantwortlichkeit und Rechenschaft bei der Ausübung von Einfluss auf öffentliche Belange sicherzustellen, ist im Kern nicht neu. Jedoch sind die technologischen Mittel neuartig und erfordern teils besondere Lösungsansätze. Die zentrale Aufgabe wird es daher sein, innerhalb eines angemessenen regulatorischen Rahmens geeignete organisatorische und technische Mittel für konkrete Anwendungen zu finden und in der Praxis umzusetzen. Dabei müssen jeder Einsatzzweck und jede Anwendung für sich betrachtet werden, eine universelle Lösung gibt es nicht.

Zweitens setzt die Verwendung von algorithmischen Systemen zwar nach der Datensammlung an und damit nach Fragen der Privatheit und des Datenschutzes. Doch sind

Anforderungen an den Prozess der Datenerhebung und -sammlung nicht unabhängig von jenen Systemen zu sehen. Denn zum einen ist für eine verantwortungsvolle Datengenerierung zu klären, welche Daten für den Zweck eines algorithmischen Systems notwendig sind und welche nicht. Zum anderen ist es für die Realisierung von Transparenz und Kontrolle bei der Nutzung algorithmischer Systeme bedeutsam, ob die Kommune die Datenhoheit behält oder aber Dritte für die Erhebung, Speicherung und/oder Verarbeitung von Daten verantwortlich sind.

Drittens gilt der Grundsatz der Smart City Charta, nach dem die digitale Transformation der Stadt Ressourcen und Kompetenzen voraussetzt, auch und gar vor allem für algorithmische Systeme. Deren Verwendung wirft Fragen auf, die über den Datenschutz hinausgehen und weitere ethische und regulatorische Dimensionen involvieren. Für eine erfolgreiche und verantwortliche Implementierung solcher Systeme müssen demnach entsprechende personelle und organisatorische Grundlagen geschaffen sowie Verantwortlichkeiten klar verankert werden.

Schließlich bedarf es viertens einer strategischen Steuerung, die einen planvollen und koordinierten Einsatz algorithmischer Systeme im weiteren Kontext der Stadtentwicklung gewährleistet. Dadurch kann ein kohärenter Einsatz solcher Anwendungen sowie eine klare Ausrichtung auf die Interessen der Stadtbevölkerung verbürgt werden. Eine langfristige Perspektive ist außerdem wichtig, um die Entstehung ungewollter nachhaltiger technologischer Abhängigkeiten zu vermeiden. Außerdem ist es im Rahmen der strategischen Steuerung denkbar, Stakeholder durch geeignete Prozesse einzubeziehen und somit auch den in der Smart City Charta formulierten Anspruch einlösen, dass die digitale Transformation der Stadt Mitgestaltung fördert sowie digitale Teilhabe, Integration und Inklusion sichert.

Literatur

Burrell, Jenna. 2016. How the machine ‘thinks’: Understanding opacity in machine learning algorithms. *Big Data & Society* 3(1):205395171562251. DOI: <https://doi.org/10.1177/2053951715622512>.

Katzenbach, Christian, und Lena Ulbricht. 2019. Algorithmic governance. *Internet Policy Review* 8(4). DOI: <https://doi.org/10.14763/2019.4.1424>.

Koene, Ansgar, Christopher Wade Clifton, Yohko Hatada, Helena Webb, Menisha Patel, Caio Machado, Jack LaViolette, Rashida Richardson, Dillon Reisman, European Parliament, European Parliamentary Research Service, und Scientific Foresight Unit. 2019. A governance framework for algorithmic accountability and transparency. Brussels: European Parliamentary Research Service abrufbar unter: [http://www.europarl.europa.eu/RegData/etudes/STUD/2019/624262/EPRS_STU\(2019\)624262_EN.pdf](http://www.europarl.europa.eu/RegData/etudes/STUD/2019/624262/EPRS_STU(2019)624262_EN.pdf), Zugegriffen: 30.12.2019.

König, Pascal D. 2019. Dissecting the Algorithmic Leviathan: On the Socio-Political Anatomy of Algorithmic Governance. *Philosophy & Technology*. DOI: <https://doi.org/10.1007/s13347-019-00363-w>.

Krafft, Tobias D., und Katharina A. Zweig. 2019. Transparenz und Nachvollziehbarkeit algorithmenbasierter Entscheidungsprozesse. Ein Regulierungsvorschlag aus sozioinformatischer Perspektive. Berlin: Verbraucherzentrale Bundesverband e.V.

Krafft, Tobias D., Katharina A. Zweig, und Pascal D. König. 2020. How to regulate algorithmic decision-making. A framework for matching regulatory requirements to different applications. *Regulation & Governance* online first.

Saurwein, Florian. 2019. Automatisierung, Algorithmen, Accountability: Eine Governance Perspektive. In *Maschinenethik*, Hrsg. Matthias Rath, Friedrich Krotz, und Matthias Karmasin, 35–56. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden abrufbar unter: http://link.springer.com/10.1007/978-3-658-21083-0_3, Zugegriffen: 18.11.2018.

Yeung, Karen. 2017. Algorithmic regulation: A critical interrogation: *Algorithmic Regulation*. *Regulation & Governance* 12(4):505–523. DOI: <https://doi.org/10.1111/rego.12158>.

Zweig, Katharina A. 2019. *Algorithmische Entscheidungen Transparenz und Kontrolle*. Berlin: Konrad-Adenauer-Stiftung abrufbar unter: <https://nbn-resolving.org/urn:nbn:de:0299-201900680d70-75a4-e911-b5a2-005056b963439>, Zugegriffen: 15.9.2020.