Probleme der Generalisierung statistischer Aussagen

Götz Rohwer

1 Einleitung

Die Verwendung statistischer Daten erfordert fast immer Generalisierungen. Das Ziel dieses Beitrags ist es, ein etwas genaueres Verständnis der damit verbundenen Generalisierungsprobleme zu gewinnen. Als Ausgangspunkt beziehe ich mich auf statistische Aussagen. Damit sind Aussagen gemeint, die sich direkt oder indirekt auf Häufigkeiten beziehen. Zum Beispiel: „60 % der Teilnehmer eines Seminars sind weiblich, 40 % sind männlich", „Bei 70 von 100 Teilnehmern eines Arzneimitteltests konnte eine positive Wirkung festgestellt werden", oder, mit einem indirekten Bezug auf Häufigkeiten: „Das Durchschnittsalter der Seminarteilnehmer ist 28 Jahre". Nach dieser Definition beziehen sich statistische Aussagen stets auf eine *Referenzgesamtheit* – zum Beispiel die Teilnehmer eines Seminars oder die Probanden eines Arzneimitteltests. Die Angabe einer Referenzgesamtheit ist erforderlich, um die Bedeutung einer statistischen Aussage verstehen zu können; denn es handelt sich um Aussagen über *Gesamtheiten*, nicht um Aussagen über deren individuelle Mitglieder. Es ist auch klar, dass es sich um *endliche* Gesamtheiten handeln muss, denn nur dann können Häufigkeiten definiert werden.

Wenn statistische Aussagen mit einem empirischen Anspruch verbunden werden, beziehen sie sich auf Gesamtheiten, deren Elemente in der menschlichen Erfahrungswelt identifiziert werden können; zum Beispiel auf die Teilnehmer eines bestimmten Seminars oder auf die Probanden eines bestimmten Arzneimitteltests. In diesen Fällen kann man davon sprechen, dass durch statistische Aussagen Tatsachen festgestellt werden. Zwar handelt es sich um konstruierte Tatsachen, die das Ergebnis von gedanklichen (rechnerischen) Operationen sind. Aber da sich der Aussagegehalt nur auf diejenige Gesamtheit bezieht, für die Daten verfügbar sind, kann man gleichwohl von empirischen Feststellungen sprechen. Infolgedessen stellt sich aber auch oft die Frage, ob und gegebenenfalls wie aus statistischen Aussagen, durch die zunächst nur zeitlich und räumlich beschränkte Feststellungen getroffen werden, weitergehende Schlussfolgerungen gewonnen werden können. Diese Frage ist gemeint, wenn hier von Generalisierungsproblemen statistischer Aussagen gesprochen wird.

Im Folgenden möchte ich in erster Linie deutlich machen, dass es zwei grundsätzlich unterschiedliche Arten solcher Generalisierungsprobleme gibt: deskriptive Generalisierungsprobleme, bei denen man sich für statistische Aussagen über real existierende Gesamtheiten interessiert, und modale Generalisierungsprobleme, bei denen man sich für Regeln interessiert, mit deren Hilfe Vermutungen darüber angestellt werden können, was unter bestimmten Bedingungen mehr oder weniger wahrscheinlich geschehen wird. Weiterhin möchte ich deutlich machen, dass sich dementsprechend unterschiedliche Methodenprobleme stellen.

Zwar wird in der statistischen Methodenliteratur oft versucht, die Inferenzprobleme, die sich bei diesen beiden Arten von Generalisierungsproblemen stellen, als Anwendungsfälle eines allgemeinen stochastischen Inferenzproblems aufzufassen. Demgegenüber versuche ich zu zeigen, dass die beiden Arten von Generalisierungsproblemen wesentliche Besonderheiten aufweisen, die sich diesem Inferenzschema entziehen. Schließlich versuche ich, ein etwas genaueres Verständnis derjenigen modalen Generalisierungsprobleme zu skizzieren, für deren Bearbeitung stochastische Inferenzmethoden sinnvoll erscheinen. Als konzeptionelle Grundlage dient der Begriff eines Ablaufschemas für wiederholbare Prozesse.

2 Begriffliche Differenzierungen

2.1 Unterschiedliche Generalisierungsprobleme

Zunächst ist zu betonen, dass es unterschiedliche Generalisierungsprobleme gibt. Hier möchte ich zwei Varianten unterscheiden:

a) *Deskriptive Generalisierungsprobleme.* Als Beispiel kann man sich vorstellen, dass man Wissen über die Einkommensverteilung der Haushalte in Deutschland gewinnen möchte. Bezieht man sich auf einen bestimmten Zeitpunkt, ist das eine bestimmte Gesamtheit von Haushalten. Es sei nun angenommen, dass aus dieser Gesamtheit 1000 Haushalte ausgewählt und befragt werden; und es sei auch angenommen, dass alle befragten Haushalte eine (korrekte) Angabe über ihr Einkommen machen. Das Ergebnis ist dann eine statistische Aussage über die Einkommensverteilung bei diesen 1000 Haushalten, und es stellt sich die Frage, ob und mit welchen Qualifikationen diese statistische Aussage auch eine Information über die Einkommensverteilung bei der Gesamtheit aller Haushalte liefert, aus der die 1000 Haushalte ausgewählt worden sind.

b) *Modale Generalisierungsprobleme.* Die Bezeichnung soll andeuten, dass es um Möglichkeiten bzw. Wahrscheinlichkeiten geht. Man möchte wissen, wie sich Menschen oder andere Dinge unter bestimmten Bedingungen verhalten können und wie wahrscheinlich die unterschiedlichen Möglichkeiten sind. Zum Beispiel möchte man wissen, wie sich Autofahrer verhalten, die sich einer roten Ampel nähern, oder welche Wirkungen ein bestimmtes Arzneimittel unter bestimmten Umständen hat. In beiden Fällen kann man Beobachtungen anstellen und sie in Form statistischer Aussagen zusammenfassen. Dann weiß man, wie sich die beobachteten Autofahrer verhalten haben bzw. welche Wirkungen das Arzneimittel in den Testfällen hatte. Man möchte aber wissen, was in anderen, bisher nicht beobachteten Situationen geschehen könnte und wahrscheinlich geschehen wird.

Offenbar gibt es Unterschiede zwischen diesen beiden Arten von Problemen: Bei deskriptiven Generalisierungsproblemen kann man (meistens) annehmen, dass sich die verfügbaren Daten auf Fälle (Objekte oder Situationen) beziehen, die aus einer real existierenden Referenzgesamtheit (irgendwie) ausgewählt worden sind. Bei modalen Generalisierungsproblemen ist diese Vorstellung (meistens) nicht möglich. Ein weiterer Unterschied, auf den ich später eingehen werde, betrifft die Frage, wie der Generalisierungsanspruch angemessen formuliert werden kann.

2.2 Unterschiedliche Wahrscheinlichkeitsbegriffe

Offenbar sind Generalisierungsprobleme mit Unsicherheiten verbunden. Es gibt keine sicheren Inferenzverfahren, um Generalisierungen empirisch gewonnener statistischer Aussagen zu begründen. Um gleichwohl zu kalkulierbaren Einschätzungen der Unsicherheiten zu gelangen, ist in der Geschichte der Statistik versucht worden, Begriffsbildungen und Überlegungen der Wahrscheinlichkeitstheorie zu verwenden. Um diese Versuche zu verstehen, ist aus meiner Sicht vor allem eine Unterscheidung zwischen *epistemischer* und *aleatorischer* Wahrscheinlichkeit erforderlich.[1]

Epistemische Wahrscheinlichkeit dient zur Qualifizierung unsicherer Aussagen – zum Beispiel: Wahrscheinlich wird die Autofahrt mindestens zwei Stunden dauern. Man weiß nicht, wie lange sie tatsächlich dauern wird, und kann deshalb nur eine mehr oder weniger wahrscheinliche Vermutung aufstellen. Bemerkenswert ist, dass epistemische Wahrscheinlichkeit in den meisten Anwendungsfällen nicht quantifiziert werden kann. Oft gelangt man bestenfalls zu komparativen Verwendungen, in denen eine Vermutung als wahrscheinlicher als eine andere Vermutung dargestellt wird.

Die Idee, Wahrscheinlichkeit numerisch zu quantifizieren, ist in einem ganz anderen Kontext entstanden: Bei der Beschäftigung mit Glücksspielen – allgemein: mit Verfahren zur zufälligen Erzeugung von Ereignissen, deren Regeln man kennt, weil man sie selbst konstruiert hat. Solche Verfahren nenne ich *Zufallsgeneratoren*. Sie können durch Zufallsvariablen (im Sinne der mathematischen Wahrscheinlichkeitstheorie) repräsentiert werden. Offenbar gibt es einen grundsätzlichen Unterschied zu statistischen Variablen: Durch *statistische* Variablen werden den Elementen einer Referenzgesamtheit Merkmalswerte zugeordnet, sie repräsentieren somit realisierte Sachverhalte. *Zufalls*variablen beziehen sich dagegen auf Verfahren oder allgemeiner auf Prozesse, durch die Ereignisse entstehen *können*, also nicht auf realisierte Sachverhalte, sondern auf Möglichkeiten.

Unter Umständen, wenn man sich tatsächlich oder als Fiktion auf Zufallsgeneratoren beziehen kann, können diese Möglichkeiten als Wahrscheinlichkeiten quantifiziert werden. Zur Unterscheidung von epistemischen spreche ich dann von aleatorischen Wahrscheinlichkeiten. Zwar kann man manchmal Zusammenhänge herstellen, d.h. manchmal ist es möglich, aleatorische Wahrscheinlichkeiten zur Quantifizierung epistemischer Wahrscheinlichkeiten zu verwenden. Grundsätzlich ist jedoch der begriffliche Unterschied festzuhalten: Epistemische Wahrscheinlichkeit dient zur Formulierung unsicherer Aussagen, aleatorische Wahrscheinlichkeit hingegen dient zur Charakterisierung von Zufallsgeneratoren.

Die Unterscheidung betrifft also in erster Linie den Verwendungszusammenhang: Epistemische Wahrscheinlichkeit dient zur Qualifizierung der Unsicherheit der Aussagen, mit denen man sich im praktischen Leben – und dazu gehört auch die Praxis der Wissenschaften – verständigt. Wenn zum Beispiel ein Wissenschaftler (oder auch ein normaler Mensch) sagt, dass eine Hypothese wahrscheinlicher als eine andere Hypothese ist, dann verwendet er den Ausdruck „wahrscheinlich" in seiner epistemischen Bedeutung. Dagegen dienen aleatorische Wahrscheinlichkeitsaussagen, um Zufallsgeneratoren zu beschreiben. Dabei kann es sich um durchaus sichere Aussagen handeln, die keiner epistemischen Relativierung bedürfen. Wer zum Beispiel Aussagen über die Wahrscheinlichkeiten beim Würfelspiel macht, kann dies normalerweise, gestützt auf Informationen über die Konstruktion und Verwendung

[1] Dazu ausführlich Rohwer/Pötter (2002).

des Würfels, in Form einer sicheren Aussage machen. Der Verweis auf Wahrscheinlichkeiten qualifiziert in diesem Fall nicht die Aussage, sondern bezieht sich auf ihren Gegenstand, in diesem Beispiel auf ein Würfelspiel.

2.3 Unterschiedliche Inferenzprobleme

Zufallsgeneratoren können aus zwei Perspektiven betrachtet werden. Einerseits kann man sie als explizit konstruierte Verfahren zur zufälligen Erzeugung von Ereignissen betrachten. In diesem Fall stellt sich *kein* Inferenzproblem, denn die Kenntnis der Wahrscheinlichkeitsverteilung, die den Zufallsgenerator charakterisiert, resultiert aus dessen Konstruktion. Als Beispiel kann man sich vorstellen, dass zur Konstruktion eines Zufallsgenerators eine Urne mit 10 weißen und 90 schwarzen Kugeln verwendet wird. Dann ist bei diesem Zufallsgenerator die Wahrscheinlichkeit, eine weiße Kugel zu ziehen, gleich $1/10$; das folgt aus der Konstruktion.

Andererseits kann man sich auf einen (irgendwie gegebenen) Zufallsgenerator beziehen und annehmen, dass man seine Wahrscheinlichkeitsverteilung nicht kennt, jedoch Ereignisse beobachten kann, die mit ihm erzeugt worden sind. Dann stellt sich die Frage, ob bzw. wie man mithilfe der beobachteten Daten Vermutungen über die Wahrscheinlichkeitsverteilung des Zufallsgenerators aufstellen und begründen kann. Ich nenne dies das *stochastische Inferenzproblem*.

3 Inferenzprobleme bei Generalisierungen

Zu diesem gerade beschriebenen *eigentlichen* Inferenzproblem gibt es unterschiedliche theoretische Ansätze und Kontroversen. Der Grund liegt darin, dass es keinen deduktiven Weg gibt, der von empirisch ermittelbaren relativen Häufigkeiten zu unterstellten (aleatorischen) Wahrscheinlichkeiten führt. Infolgedessen müssen in irgendeiner Weise epistemische Wahrscheinlichkeiten eingeführt werden. Darauf soll hier nicht näher eingegangen werden. Stattdessen möchte ich mich mit der Frage beschäftigen, wie sich Zusammenhänge zwischen dem stochastischen Inferenzproblem und den eingangs erwähnten Generalisierungsproblemen herstellen lassen. Es ist ja keineswegs offensichtlich, dass das stochastische Inferenzproblem einen passenden Rahmen für Generalisierungsprobleme bilden kann.

3.1 Deskriptive Generalisierungsprobleme

Ein deskriptives Generalisierungsproblem stellt sich, wenn man eine statistische Aussage über eine Gesamtheit machen möchte, sich dafür aber nur auf Informationen über einen Teil der Elemente der Gesamtheit beziehen kann. In der Anfangszeit der Sozialstatistik war man der Auffassung, dass verlässliche statistische Aussagen Totalerhebungen erfordern. Erst in der ersten Hälfte des 20. Jahrhunderts hat sich die Auffassung verbreitet, dass auch mithilfe von Stichproben brauchbare Verallgemeinerungen gemacht werden können. Infolgedessen entstand auch die Frage, *wie* Stichproben gebildet werden sollten. Viele Autoren haben dafür plädiert, Stichproben durch zufällige Auswahlverfahren zu erzeugen. Allerdings werden auch andere Auswahlverfahren verwendet; man denke etwa an die in der Marktforschung verbreiteten Quotenstichproben.

Was spricht für zufällige Auswahlverfahren? Kann dadurch das deskriptive Generalisierungsproblem in ein stochastisches Inferenzproblem transformiert werden? Nicht ohne weiteres; denn dass eine Stichprobe durch ein zufälliges Auswahlverfahren erzeugt wird, bedeutet, dass man einen *bekannten* Zufallsgenerator zur Auswahl der Elemente für die Stichprobe verwendet. Bezüglich dieses Zufallsgenerators, im Folgenden auch *Auswahlgenerator* genannt, stellt sich also kein Inferenzproblem. Die Transformation in ein stochastisches Inferenzproblem kommt erst dadurch zustande, dass angenommen wird, dass mit der Auswahl einer Stichprobe durch den Auswahlgenerator auch bereits die angestrebten Informationen über die ausgewählten Objekte verfügbar sind. Dann kann man sich den Vorgang der Datengewinnung so vorstellen, als ob man Elemente zufällig aus einer Urne zieht, und mit den für dieses Modell ausgearbeiteten Inferenzverfahren argumentieren. Denkt man allerdings daran, wie etwa bei sozialwissenschaftlichen Umfragen Daten erhoben werden, ist die genannte Annahme meistens falsch. Man erhält keineswegs von allen Mitgliedern der zunächst ausgewählten Stichprobe die gewünschten Informationen, tatsächlich oft nur von weniger als 70 Prozent. Unter diesen Umständen ist es jedoch fragwürdig, ob bzw. wie mit den idealisierenden Annahmen eines stochastischen Inferenzproblems argumentiert werden kann.

Aber auch wenn es keine Probleme bei der eigentlichen Datengewinnung gäbe, bedingt die Transformation in ein stochastisches Inferenzproblem in gewisser Weise eine Problemverschiebung. Denn bei einem deskriptiven Generalisierungsproblem möchte man wissen, wie gut sich die tatsächlich gegebenen Daten für Verallgemeinerungen eignen. Diese Frage wird jedoch gar nicht beantwortet, sondern die Überlegungen, die nach der Transformation in ein stochastisches Inferenzproblem angestellt werden können, betreffen nur das idealisierte Verfahren der Datengewinnung mithilfe eines Auswahlgenerators. Man kann dann beispielsweise sagen: Wenn das Verfahren sehr oft angewendet würde, dann würde man in 95 % der Fälle Schätzwerte mit bestimmten Eigenschaften erhalten. Daraus folgt aber offenbar keine Aussage über die Schätzwerte, die man mit einer Stichprobe gebildet hat, die aus einer einmaligen Anwendung des Verfahrens resultiert. Vielmehr bedarf es des expliziten Übergangs zu einer epistemischen Wahrscheinlichkeitsannahme, indem man beispielsweise annimmt, dass es epistemisch wahrscheinlich ist, dass die realisierte Stichprobe Eigenschaften hat, die bei hypothetischen Wiederholungen auch aleatorisch wahrscheinlich wären.

3.2 Räumliche und zeitliche Generalisierungen

Weitere Probleme werden sichtbar, wenn man nach Möglichkeiten zur räumlichen und zeitlichen Generalisierung statistischer Aussagen fragt. Transformiert man ein deskriptives Generalisierungsproblem in ein stochastisches Inferenzproblem, können zur Grundgesamtheit, auf die sich die Generalisierung bezieht, nur Objekte gehören, die zum Zeitpunkt der Stichprobenziehung mit einer positiven Wahrscheinlichkeit Elemente der Stichprobe werden könnten. Es kann sich also nur um Objekte oder Situationen handeln, die zum Zeitpunkt der Stichprobenziehung in ihrem räumlichen Umkreis tatsächlich existieren.

Insbesondere in der zeitlichen Dimension wird eine grundsätzliche Beschränkung der Auswahlidee sichtbar: Die Beobachtungen, die man heute macht, können zwar unter Umständen als eine Auswahl aus allen Beobachtungen, die man heute machen könnte, aufgefasst werden, nicht aber als eine Auswahl aus denjenigen Beobachtungen, die man in der Vergangenheit hätte machen können oder die in der Zukunft vielleicht gemacht werden könnten. Gerade an solchen Verallgemeinerungen ist man jedoch meistens interessiert. Man untersucht beispielsweise an irgendeinem Stichtag, wie sich Autofahrer verhalten, die sich einer Ampel nähern. Offenbar ist man nicht in erster Linie daran interessiert, wie sich die nichtbeobachteten Autofahrer an diesem Stichtag verhalten haben; sondern man möchte mithilfe der Beobachtungen Informationen darüber gewinnen, wie sich Autofahrer in zukünftigen Situationen wahrscheinlich verhalten werden. Für diese Frage liefert jedoch die stichprobentheoretisch konzipierte, also mit einem Auswahlgenerator argumentierende stochastische Inferenz keine Gesichtspunkte. Zwar könnte man in diesem Beispiel vermuten, dass sich die Autofahrer morgen wahrscheinlich ähnlich verhalten werden wie gestern, als man sie beobachtet hat. Aber das Begründungsproblem für die epistemische Wahrscheinlichkeit dieser Vermutung kann nicht in ein stochastisches Inferenzproblem transformiert werden.

3.3 Modale Generalisierungsprobleme

Das Beispiel verweist nicht nur auf eine Sinngrenze der Idee, Beobachtungen als Ergebnis eines Auswahlgenerators zu konzipieren, sondern auch auf eine grundsätzliche Beschränktheit deskriptiver Generalisierungsprobleme, die sich nur auf tatsächlich realisierte Sachverhalte (also bei zeitlicher Betrachtung: auf die Vergangenheit) beziehen können. Dagegen ist man oft daran interessiert, wie sich Menschen oder andere Objekte unter bestimmten Bedingungen verhalten können und wie sie sich wahrscheinlich verhalten werden, also in der eingangs vorgeschlagenen Terminologie an modalen Generalisierungsproblemen.

Datengenerierende und substantielle Prozesse

Infolgedessen bedarf auch der theoretische Fokus einer Veränderung. Bei deskriptiven Generalisierungsproblemen ist von entscheidender Bedeutung, wie der datengenerierende Prozess beschaffen ist. Von ihm hängt ab, ob bzw. mit welchen Vorbehalten die statistischen Aussagen, die aus den jeweils gewonnenen Daten abgeleitet werden, verallgemeinerbar sind. Hier hat auch die Idee einer zufälligen Auswahl zunächst ihren Sinn: dass auf diese Weise Verzerrungen bei der Auswahl von Beobachtungen vermieden werden sollen.

Datenerzeugende Prozesse setzen jedoch voraus, dass es die Sachverhalte, über die Daten erhoben werden sollen, bereits gibt. Davon zu unterscheiden sind die substantiellen Prozesse, durch die die Sachverhalte entstehen und sich verändern.[2] Durch einen datenerzeugenden Prozess wird beispielsweise ermittelt, wie hoch zum Zeitpunkt der Datengewinnung die Haushaltseinkommen sind, wobei vorausgesetzt wird, dass jeder Haushalt ein bestimmtes Einkommen hat.

Referenzgesamtheiten und Ablaufschemas

Auch wenn man sich auf substantielle Prozesse bezieht, können deskriptive Generalisierungsprobleme formuliert werden. Als Referenzgesamtheit dient dann eine Gesamtheit substantieller Prozesse, die während eines bestimmten Zeitraums abgelaufen sind und infolgedessen als realisierte Sachverhalte betrachtet werden können; zum Beispiel die Gesamtheit der Prozesse, in denen sich während eines Stichtags Autofahrer einer Ampel genähert haben. Modale Generalisierungsprobleme beruhen auf einem Perspektivenwechsel. Es geht dann nicht um allgemeine Aussagen über eine Gesamtheit bisher realisierter Prozesse, sondern

[2] Dazu ausführlich Rohwer (2010).

darum, wie Prozesse einer bestimmten Art ablaufen können und wahrscheinlich ablaufen werden.

Infolgedessen kann man sich auch gar nicht mehr auf eine Gesamtheit von Prozessen beziehen, denn mögliche Prozesse können nicht sinnvoll als Elemente einer definierbaren Gesamtheit betrachtet werden. Zum Beispiel kann man zwar sinnvoll von einer Menge von Fussballspielen sprechen, die während eines bestimmten Zeitraums stattgefunden haben; aber nicht von einer Menge möglicher Fussballspiele, die irgendwann irgendwo stattfinden könnten. Stattdessen ist ein anderer begrifflicher Ansatz erforderlich: man benötigt ein *Ablaufschema* für mögliche Prozesse. Ein solches Ablaufschema ist weder ein Prozess noch eine Menge von Prozessen, vielmehr ein begrifflicher Rahmen, der es erlaubt, über mögliche Prozesse zu sprechen. Im einfachsten Fall besteht das Ablaufschema aus einer generischen (abstrakt definierten) Situation, in der unterschiedliche Ereignisse eintreten können. Zum Beispiel kann man eine generische Situation betrachten, in der sich ein Auto einer roten Ampel nähert, und die Ereignisse in Betracht ziehen, dass das Auto anhält oder nicht anhält. Dass es sich um eine generische Situation handelt, bedeutet, dass nicht auf irgendeine bestimmte, empirisch identifizierbare Situation verwiesen wird, sondern nur auf einen sprachlichen Rahmen für vorstellbare, fiktive oder empirisch aufweisbare Beispiele, die die generische Situation *exemplifizieren*.

Das Beispiel kann auch verwendet werden, um den Unterschied zwischen einer statistischen Referenzgesamtheit und einer Menge möglicher Prozessabläufe zu verdeutlichen. Das Ablaufschema erlaubt genau zwei mögliche Prozessabläufe: das Auto hält an oder es hält nicht an. Spricht man dagegen von einer statistischen Referenzgesamtheit, meint man eine Menge bestimmter Prozesse, die irgendwann tatsächlich stattgefunden haben.

Aus dieser Unterscheidung folgt schließlich auch, dass sich deskriptive und modale Generalisierungen in ihrer Formulierung unterscheiden müssen. Deskriptive Generalisierungen können analog zu den statistischen Aussagen, auf die sie sich stützen, ebenfalls in der Form statistischer Aussagen (für die zur Generalisierung verwendete Grundgesamtheit) formuliert werden. Dagegen können modale Generalisierungen nicht in der Form statistischer Aussagen formuliert werden, da es in diesem Fall keine Referenzmengen für Häufigkeiten gibt. Modale Generalisierungen müssen stattdessen als Aussagen über Ablaufschemas formuliert werden.

4 Ablaufschemas

4.1 Ablaufschemas als Modelle

Die Konstruktion eines Ablaufschemas kann als der erste Schritt bei der Beschäftigung mit einem modalen Generalisierungsproblem angesehen werden. Tatsächlich beantwortet das Ablaufschema bereits einen Teil des Generalisierungsproblems, indem es nämlich festlegt, welche Prozesse *als möglich betrachtet* werden sollen.

Hier ist allerdings die Formulierung wichtig, denn ein Ablaufschema ist ein begrifflicher Rahmen und kann nicht festlegen, welche Prozesse in der Realität möglich sind. Man kann auch sagen, dass Ablaufschemas Modelle sind, womit ich hier allgemein begrifflich oder mit anderen Hilfsmitteln konstruierte Schemas meine, die helfen sollen, über Möglichkeiten (irgendeiner Art) nachzudenken. Ich verstehe unter Modellen also gerade nicht „Abbildungen von Realitätsausschnitten“, wie häufig nahegelegt wird.[3] Tatsächlich gibt es überhaupt keinen notwendigen Zusammenhang zwischen einem Modell und der Realität. Zwar kann man sich bei der Konstruktion eines Ablaufschemas oft auf Prozesse beziehen, die in der Vergangenheit beobachtet worden sind. Ebenso ist es aber möglich, ein Ablaufschema für mögliche Prozesse zu konstruieren, die bisher noch niemals realisiert wurden.

Ablaufschemas können also nur festlegen, welche Abläufe als möglich betrachtet werden sollen, nicht jedoch, welche Abläufe tatsächlich möglich bzw. nicht möglich sind. Zum Beispiel kann ein Ablaufschema für ein einfaches Würfelspiel festlegen, dass die möglichen Prozessabläufe darin bestehen, dass der Würfel geworfen wird und eine von sechs möglichen Augenzahlen resultiert. Aber offenbar können auch andere Prozesse ablaufen, wenn jemand einen Würfel in die Hand nimmt.

Es gibt viele Einrichtungen, die dem Zweck dienen, dass Prozesse (insbesondere Prozesse, an denen Menschen als Akteure beteiligt sind) nicht „beliebig“, sondern im Rahmen eines antizipierbaren Ablaufschemas ablaufen. Zum Beispiel sollen Ampeln und Verkehrsregeln unter anderem dafür sorgen, dass Autos unter bestimmten, antizipierbaren Umständen anhalten. Viele Institutionen können zumindest teilweise als institutionalisierte Ablaufschemas beschrieben werden. Begrifflich müssen aber Institutionen und Ablaufschemas, die als Modelle konzipiert werden, unterschieden werden. Institutionen sind Teil der sozialen Realität und bilden insofern Bedingungen für soziale Prozesse. Dagegen sind Modelle gedanklich konstruierte Gebilde.

4.2 Ablaufschemas und statistische Daten

Ablaufschemas können für unterschiedliche Zwecke konstruiert werden. Im Folgenden beziehe ich mich nur auf ihre Verwendung zur Erfassung wiederholbarer Prozesse, für die es bereits realisierte Beispiele gibt. Infolgedessen gibt es eine empirische Grundlage für die Konstruktion eines Ablaufschemas, und man kann annehmen, dass statistische Daten über einige der bisher abgelaufenen Prozesse gewonnen werden können.

Wenn sich die Konstruktion eines Ablaufschemas auf Informationen über bisher abgelaufene Prozesse stützt, ist natürlich zu beachten, dass diese Prozesse nicht unbedingt alle möglichen Prozessabläufe exemplifizieren, die durch ein Ablaufschema vorstellbar gemacht werden sollten. Das verweist auf ein grundsätzliches Problem: was man sich als möglich vorstellen kann (sowohl im Sinne von logisch möglich als auch im Sinne von realisierbar), ist von bisherigen Erfahrungen und ihren technischen Hilfsmitteln abhängig. Auch wenn man es mit wiederholbaren Prozessen zu tun hat, die bereits oft stattgefunden haben, kann sich ein aus bisherigen Beobachtungen abgeleitetes Ablaufschema als unzureichend erweisen, um neue Prozessvarianten zu erfassen. Generalisierungsansprüche können also das jeweils vorausgesetzte Ablaufschema nicht transzendieren.

Abgesehen von diesem grundsätzlichen Problem besteht jedoch bei wiederholbaren Prozessen oft die Möglichkeit, über einige der bisher realisierten Prozesse statistische Daten zu gewinnen. Um bei unserem Beispiel zu bleiben, kann man sich etwa vorstellen, dass man in 100 Fällen Autofahrer beobachtet, die sich einer Ampel nähern, und dass man folgende Daten ermittelt hat: In 47 Fällen war die Ampel grün und die Autos sind weitergefahren; in 53 Fällen war die Ampel rot, und in 50 von diesen Fällen haben die Autos angehalten, in

[3] Zu unterschiedlichen Verwendungsweisen des Modellbgriffs vergleiche Goodman (1997).

den restlichen 3 Fällen sind sie weitergefahren. Diese Daten erlauben statistische Aussagen, die sich jedoch nur auf die 100 beobachteten Fälle beziehen und nicht unmittelbar auch eine Antwort auf das modale Generalisierungsproblem liefern, also in diesem Beispiel auf die Frage, wie sich Autofahrer verhalten, die sich einer Ampel nähern.

Aber wie soll eine Antwort auf das modale Generalisierungsproblem überhaupt aussehen? Einen Teil der Antwort liefert das Ablaufschema; es bringt zum Ausdruck, welche Abläufe als möglich betrachtet werden sollen. Was noch fehlt ist eine Einschätzung der Wahrscheinlichkeiten für die möglichen Abläufe, die das Ablaufschema in Betracht zieht. Hier setzt nun die Idee an, auch das modale Generalisierungsproblem in ein stochastisches Inferenzproblem zu transformieren.

4.3 Stochastische Ablaufschemas und Modelle

Die wesentliche Idee besteht darin, das Ablaufschema, das zur Reflexion eines modalen Generalisierungsproblems konstruiert wird, als ein stochastisches Ablaufschema aufzufassen, dem ein Zufallsgenerator entspricht. D.h. man stellt sich vor, dass die Prozesse, die im Rahmen des Ablaufschemas ablaufen können, durch die Aktivierung eines Zufallsgenerators zustande kommen. Infolgedessen kann das Ablaufschema durch quantitative (aleatorische) Wahrscheinlichkeitsaussagen charakterisiert werden, und man erhält einen sprachlichen Rahmen zur Formulierung modaler Generalisierungen.

Zugleich erhält man die Möglichkeit, statistische Daten, die aus einer Beobachtung bisher realisierter Prozesse gewonnen worden sind, zur Schätzung der Wahrscheinlichkeiten, die das stochastische Ablaufschema charakterisieren, zu verwenden. Man hat beispielsweise beobachtet, dass in drei von 53 Fällen ein Auto, das sich einer roten Ampel nähert, nicht angehalten hat. Dann kann man, nachdem man für diese Prozesse ein stochastisches Ablaufschema unterstellt hat, 3/53, also etwa 6 %, als einen Schätzwert für die Wahrscheinlichkeit auffassen, dass ein Auto, das sich einer roten Ampel nähert, nicht anhält.

Bemerkenswert ist, dass diese Transformation eines modalen Generalisierungsproblems in ein stochastisches Inferenzproblem meistens, wie in diesem Beispiel, auf einer Fiktion beruht. Ob der Autofahrer an der roten Ampel anhält oder nicht, wird ja nicht durch die Aktivierung eines Zufallsgenerators entschieden. Dass die möglichen Prozesse Realisierungen eines stochastischen Ablaufschemas sind, ist nur eine theoretische Fiktion;[4] und erst diese theoretische Fiktion erlaubt es überhaupt, von einem Schätzproblem zu sprechen.

Daraus resultiert an dieser Stelle auch ein bemerkenswerter Unterschied zur stochastischen Interpretation deskriptiver Generalisierungsprobleme. Bei deskriptiven Generalisierungsproblemen kann man annehmen, dass sich die angestrebten Generalisierungen auf durch die Realität vorgegebene Sachverhalte beziehen. Man kann beispielsweise annehmen, dass es in einer bestimmten Grundgesamtheit von Haushalten eine bestimmte Verteilung der Haushaltseinkommen gibt, und dass es diese Verteilung ist, die man mit den Daten einer Stichprobe näherungsweise ermitteln möchte.

Auch bei einem Zufallsgenerator kann man annehmen, dass es eine bestimmte Wahrscheinlichkeitsverteilung gibt, die als eine objektivierbare Eigenschaft des Zufallsgenerators aufgefasst werden kann. Diese charakterisiert den Zufallsgenerator als ein Verfahren und

[4] Zu diesen und einigen anderen Fiktionen vergleiche Anderson (1963).

kann durch diejenigen, die das Verfahren anwenden nicht verändert werden (es sei denn durch Verwendung eines anderen Zufallsgenerators).

Anders verhält es sich jedoch, wenn sich ein modales Generalisierungsproblem auf Prozesse bezieht, die tatsächlich nicht durch Zufallsgeneratoren zustande kommen. In diesen Fällen gibt es ohne weiteres gar keine aleatorischen Wahrscheinlichkeiten und infolgedessen auch kein Schätzproblem. Vielmehr kommt die Möglichkeit, unbekannte Wahrscheinlichkeiten mithilfe statistischer Daten zu schätzen, überhaupt nur dadurch zustande, dass man ein stochastisches Ablaufschema als ein theoretisches Modell unterstellt.

5 Was wird durch stochastische Modelle erreicht?

Die Idee, modale Generalisierungsprobleme mithilfe stochastischer Modelle in stochastische Inferenzprobleme zu transformieren, beruht offensichtlich auf Voraussetzungen. Die zunächst wichtigste Sinngrenze besteht darin, dass sich stochastische Ablaufschemas nur eignen, wenn und insoweit man sich auf wiederholbare Prozesse beziehen kann. Aber es gibt noch eine weitere Sinngrenze, die darüber hinausgeht und mit der Zeitlosigkeit stochastischer Ablaufschemas zusammenhängt. Diese Eigenschaft folgt aus der Orientierung an Zufallsgeneratoren. Zufallsgeneratoren sind durch Regeln und materielle Hilfsmittel definierte *Verfahren* zur Erzeugung von Prozessen. Zwar laufen diese Prozesse in der Zeit ab; aber dem Verfahren selbst entspricht ein zeitloses Ablaufschema, d.h. ein Schema, das sich selbst nicht verändert. Stochastische Ablaufschemas setzen also nicht nur voraus, dass man es mit wiederholbaren Prozessen zu tun hat; sie setzen auch voraus, dass sich die Prozesse immer in der gleichen Form und nach den gleichen Regeln wiederholen.

Soweit diese Bedingungen wenigstens näherungsweise (für einen mittleren Zeithorizont) erfüllt sind, resultieren aus der Transformation in ein stochastisches Inferenzproblem auch Vorteile. Ein erster Vorteil liegt darin, dass auf diese Weise ein modales Generalisierungsproblem eine bestimmte Form erhält, also deutlich gemacht wird, wie modale Generalisierungen formuliert werden können. Denn als Ausgangspunkt gibt es nur eine vage Fragestellung: Man möchte wissen, wie sich Menschen oder andere Dinge unter bestimmten Umständen wahrscheinlich verhalten werden. Das sich anschließende theoretische Problem (im Unterschied zu praktischen Orientierungs- und Entscheidungsproblemen, die sich stets nur situationsspezifisch stellen) besteht zunächst gar nicht darin, dass es an Wissen mangelt oder das vorhandene Wissen in irgendeinem Sinn „unsicher“ ist. Vielmehr besteht es darin, dass zunächst unklar ist, wie für modale Generalisierungsprobleme eine situationsunabhängig reflektierbare Formulierung gefunden werden kann, so dass Generalisierungsansprüche intersubjektiv vertreten und begründet werden können. So betrachtet kommt durch den stochastischen Ansatz zuallererst eine bestimmte Formulierung für modale Generalisierungsprobleme zustande (natürlich ohne auszuschließen, dass auch andere Formulierungsvarianten entwickelt werden können).

Ein weiterer Vorteil entsteht durch die Orientierung an Zufallsgeneratoren. Zwar können infolgedessen nur wiederholbare Prozesse modelliert werden, die in Analogie zu Realisierungen von Zufallsgeneratoren betrachtet werden können. Aber soweit das der Fall ist, kann man modale Generalisierungen durch quantitative Wahrscheinlichkeitsaussagen formulieren, also ein höheres Niveau an eindeutiger Formulierbarkeit erreichen.

Natürlich kann der an dieser Stelle verwendete Wahrscheinlichkeitsbegriff hinterfragt werden. Denn wenn dem stochastischen Modell kein realer Zufallsgenerator entspricht, handelt es sich strenggenommen nicht um aleatorische Wahrscheinlichkeiten, die als objektivierbare Größen für ein Schätzproblem zugrunde gelegt werden könnten. Man kann aber stattdessen von einem theoretischen Wahrscheinlichkeitsbegriff sprechen, der durch eine formale Analogie zum aleatorischen Wahrscheinlichkeitsbegriff expliziert werden kann.

Diese Überlegung liefert auch einen Ausgangspunkt, um theoretische Wahrscheinlichkeitsbegriffe vorstellbar zu machen, die von einer strikten Analogie zum aleatorischen Wahrscheinlichkeitsbegriff abweichen. Denn sobald man eingesehen hat, dass es sich bei den durch stochastische Modelle angenommenen theoretischen Wahrscheinlichkeiten nicht um objektivierbare Größen handelt, liegt es nahe, auch die Vorstellung eines Schätzproblems fallen zu lassen und stattdessen eine andere Fragestellung zu betrachten: Wie kann der Informationsgehalt statistischer Daten in der Form einer modalen Generalisierung ausgedrückt werden. Orientiert man sich an dieser Frage, ist es nicht unbedingt erforderlich, theoretische Wahrscheinlichkeiten in strikter Analogie zu statistischen Häufigkeiten zu konzipieren, sondern man kann auch andere Ausdrucksformen zur Quantifizierung der Möglichkeiten eines Ablaufschemas in Betracht ziehen und versuchen, allgemeinere Wahrscheinlichkeitsbegriffe zu konzipieren.[5]

Literatur

Anderson, Oskar (1963): Das „Als Ob“ in der statistischen Methodenlehre. Studi in Onore di Corrado Gini. In: Ausgewählte Schriften. Tübingen: Mohr, S. 952–960

Goodman, Nelson (1997): Sprachen der Kunst. Entwurf einer Symboltheorie. Frankfurt am Main: Suhrkamp

Rohwer, Götz (2010): Models in Statistical Social Research. London: Routledge

Rohwer, Götz/Pötter, Ulrich (2002): Wahrscheinlichkeit. Begriff und Rhetorik in der Sozialforschung. München: Juventa

Weichselberger, Kurt (2001): Elementare Grundbegriffe einer allgemeineren Wahrscheinlichkeitsrechnung I. Intervallwahrscheinlichkeit als umfassendes Konzept. Heidelberg: Birkhäuser

Dieser Aufsatz ist erschienen in:
Fischer, Daniel/Bonß, Wolfgang/Augustin, Thomas/Bader, Felix/ Pichlbauer, Michaela/Vogl, Dominikus (2011): Uneindeutigkeit als Herausforderung – Riskokalkulation, Amtliche Statistik und die Modellierung des Sozialen. Universität der Bundeswehr München: Neubiberg 2011. S. 135–145

[5] Vergleiche dazu Weichselberger (2001).