Welch ein Zufall !
Abschiedsvorlesung an der ETH Zürich

Hans-Rudolf Künsch
Seminar für Statistik
Departement Mathematik

12. November 2014

1 Einführung

1.1 4 zusammenfallende Geburtstage

Sehr verehrte Anwesende,

ich freue mich sehr, dass Sie heute zu meiner Abschiedsvorlesung gekommen sind und hören möchten, was ein Mathematiker zum Zufall zu sagen hat.

Der Zufall beschäftigt ja sehr viele Leute: Während meiner Zeit an der ETH habe ich immer wieder Anfragen aus der Öffentlichkeit zu diesem Thema erhalten. Meist betrafen sie die Gewinnchancen im Lotto, wenn der Jackpot wieder einmal sehr voll war, doch es gab auch anderes. Zum Beispiel wurde ich letztes Jahr gefragt, wie wahrscheinlich es sei, dass in einer Gruppe von 10 Personen 4 am gleichen Tag Geburtstag haben, weil dies offenbar in einem Team am Zürcher Obergericht zutrifft. Wie klein schätzen Sie, ist diese Wahrscheinlichkeit ? Unter der Annahme, dass die Geburtstage gleichmässig übers Jahr verteilt sind, bekommt man als Resultat: 1:250'000. Wow, welch ein Zufall ! Oder ist es eben kein Zufall, sondern ein Zeichen, dass die Personen in diesem Team besonders gut harmonieren ?

Vermutlich kennen viele von Ihnen ähnliche Beispiele, wo Sie sagten "Welch ein Zufall !". Leider muss ich Sie aber enttäuschen, wenn Sie dahinter einen tieferen Sinn sehen. Der englische Statistiker David Hand hat vor kurzem ein Buch mit dem schönen Titel "Das Unwahrscheinlichkeitsprinzip" veröffentlicht. Darin illustriert er das Phänomen, dass seltene Ereignisse täglich geschehen, mit vielen verblüffenden Beispielen. Die Erklärung ist einfach: Es gibt sehr viele Teams und Gruppen von 10 Personen, bei denen keine Geburtstage zusammenfallen und die mir darum keine email schreiben. Ausserdem sind die Gruppengrösse und die Anzahl zusammenfallender Geburtstage nicht im Voraus gegeben: Wir wären ebenso überrascht, wenn in einer Gruppe von 7 Personen 3 Geburtstage zusammenfallen, oder 5 Geburtstage in einer Gruppe von 14 Personen. Daher haben wir die gleiche Situation wie beim Lotto: Die Wahrscheinlichkeit, dass gerade Sie 6 richtige haben, ist sehr klein, aber trotzdem hat häufig ein Glückspilz 6 richtige.

1.2 Astrologie und Statistik

Am 15. Januar 1998 nahm ich in der Sendung “Menschen, Technik, Wissenschaft” des Schweizer Fernsehens Stellung zum Buch von Gunther Sachs “Die Akte Astrologie” (Goldmann Verlag, 1997), in dem er mit Hilfe von Statistik einen “wissenschaftlichen Nachweis eines Zusammenhangs zwischen den Sternzeichen und dem menschlichen Verhalten” erbringen will. An der Vorlesung habe ich einen kurzen Ausschnitt daraus gezeigt.

In diesem Buch wird unter anderem untersucht, ob Heiraten und Sternzeichen unabhängig sind. Dazu werden die beobachteten Anzahlen der 144 Sternzeichenkombinationen bei knapp 360’000 Heiraten verglichen mit dem, was man erwarten würde, falls die Partnerwahl unabhängig vom Sternzeichen erfolgt. Gleiche oder noch extremere Abweichungen haben nur Wahrscheinlichkeit 1:50’000. Der Zufall allein ist daher keine plausible Erklärung für die Daten.

Weil gemäss einer Befragung weniger als 1 Prozent die Partnerwahl nach astrologischen Gesichtspunkten trifft, hat Gunther Sachs diese Erklärung ausgeschlossen und die Daten als Beweis für die Astrologie interpretiert. Schon ein kleiner Anteil von Personen, die den Partner nach dem Sternzeichen wählt, kann jedoch die Wahrscheinlichkeit von 1:50’000 auf 1:20 erhöhen. In grossen Datensätzen kann man eben auch sehr kleine Effekte nachweisen.

2 Quantifizierung der Unsicherheit

2.1 Unsicherheit und Wahrscheinlichkeit

Wir leben in einer unsicheren Welt, wie man beim Wetter, im Sport, bei Erdbeben, Umfragen, ökonomischen Prognosen, dem Auftreten und dem Verlauf von Krankheiten usw. täglich sieht. Wir wissen im Voraus nicht genau, was passieren wird, und daher müssen wir beim Lernen aus der Vergangenheit berücksichtigen, dass die Dinge auch anders hätten ausgehen können. Ob diese Unsicherheiten nur unser beschränktes Wissen reflektieren, oder eine prinzipielle Charakteristik der Natur sind, darauf möchte ich hier aus Zeitgründen nicht eingehen. Ich gehe im Folgenden davon aus, dass wir Unsicherheit mit Hilfe des Zufalls erfassen können. Dann werden Unsicherheiten mit Hilfe von Wahrscheinlichkeiten quantifiziert, und dabei kommt die Statistik ins Spiel. Dies will ich als nächstes an zwei Beispielen illustrieren, mit denen ich in meiner Tätigkeit an der ETH konfrontiert war.

2.1.1 Risiko und Sicherheit

In den achtziger Jahren hat mich Jörg Schneider, Professor für Baustatik und Konstruktion, angefragt, ob ich bei einem Polyprojekt “Risiko und Sicherheit” mitmachen würde. Risiko wird allgemein als das Produkt Eintretenswahrscheinlichkeit mal erwarteter Schaden definiert, und wir haben damals lange und kontrovers diskutiert über die Bedeutung und Bestimmung des ersten Faktors. Im Unterschied zu den zwei Beispielen zu Beginn kann man in diesem Kontext Wahrscheinlichkeiten nicht mehr als den Quotienten von günstigen zu möglichen Fällen berechnen. Es existieren zwei Interpretationen von Wahrscheinlichkeit, die allgemeiner benutzt werden können. Die erste ist die frequentistische. Sie fasst Wahrscheinlichkeit als den Grenzwert der relativen Häufigkeit auf, mit der ein Ereignis bei unendlich vielen Wiederholungen der gleichen Situation auftreten würde. Im Gegensatz dazu steht die Bayes’sche oder subjektive Interpretation. Sie fasst Wahrscheinlichkeit auf als den Grad des Vertrauens, welches ein Individuum auf Grund seiner Kenntnisse in das Eintreten eines Ereignisses hat.

Die beiden Interpretationen führen insbesondere zu unterschiedlichen Methoden zur Festlegung von Wahrscheinlichkeiten: Frequentistisch braucht man dafür Daten über das Eintreten des Ereignisses in früheren Wiederholungen, während subjektive Wahrscheinlichkeiten im Prinzip durch Befragung von Experten ermittelt werden können. Beide Methoden haben ihre Schwächen: Die frequentistische Interpretation ist für viele Anwendungen zu eng, die subjektive hat das Problem, wie man ihre Wahrscheinlichkeiten verifizieren kann.

Die beiden Interpretationen wirken sich auch auf die statistischen Methoden und Konzepte aus: Die Bayes'sche Statistik kombiniert Vorkenntnisse mit der Information aus Daten gemäss der Bayes'schen Formel. Die frequentistische Statistik will die beiden Dinge getrennt halten und sich bei der Quantifizierung der Unsicherheit nur auf die Daten abstützen. Diese beiden Schulen der Statistik haben sich in der Vergangenheit meist gegenseitig bekämpft. Während der vergangenen 30 Jahre haben sich jedoch die Standpunkte angenähert: Die frequentistische Statistik verwendet z.B. "empirische Bayesmethoden", und Bayesianer untersuchen frequentistische Eigenschaften von Bayesmethoden.

2.1.2 Unsicherheit von Klimaprognosen

Mein zweites Beispiel ist jüngeren Datums, es geht um den Klimawandel. Das Klima ist ein komplexes System, bei dem die potentiellen Konsequenzen einer Änderung gross und die Validierungsmöglichkeiten der Modelle beschränkt sind. Daher ist ein sorgfältiger Umgang mit Unsicherheiten essentiell.

Der Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC) kommuniziert in seinem neuesten Assessment Report Unsicherheiten sowohl qualitativ als auch quantitativ. Für die Quantifizierung verwendet er "Wahrscheinlichkeiten, welche auf der statistischen Analyse von Beobachtungen und Modellen sowie auf Experteneinschätzungen beruhen". Das heisst, er verwendet sowohl den frequentistischen als auch den Bayes'schen Ansatz.

Die Unsicherheit von Klimaprognosen hat mindestens drei Quellen: Erstens sind die zukünftigen Emissionen unbekannt, zweitens können die Computermodelle nicht alle relevanten Prozesse voll auflösen und verwenden daher Approximationen, und drittens hat das Klimasystem natürliche interne Variabilität, sowohl von Jahr zu Jahr als auch auf der Zeitskala von Dekaden.

Zur Untersuchung der Modell-Unsicherheit werden unterschiedliche Klima-Modelle unter gleichen Emissionsszenarien durchgerechnet. In der Abbildung 1 sehen Sie die Beobachtungen und die Ergebnisse der Klimamodelle für die mittlere Sommertemperatur in der Alpenregion unter einem mittleren Szenario für die Emissionen. Links sind die globalen Modelle dargestellt, welche eine grobe räumliche Auflösung von horizontal ca. 250 km haben, rechts die regionalen Modelle mit einer feineren Auflösung von ca. 25 km. Die regionalen Modelle benötigen dafür Randbedingungen von einem globalen Modell.

Wie kann man die unterschiedlichen Ergebnisse aus solchen Experimenten kombinieren ? Die erste Idee ist wohl, die Resultate der verschiedenen Modelle einfach zu mitteln. Aber dann tauchen Fragen auf: Wäre es nicht besser, den Modellen ein grösseres Gewicht zu geben, deren Resultate besser mit den Beobachtungen übereinstimmen ? Aber wie genau soll man die Gewichte wählen ? Wie berücksichtigt man, dass mehrere regionale Modelle die Randbedingungen vom gleichen globalen Modell verwenden ? Und wieviel Genauigkeit gewinnt man durch die Mittelung ?

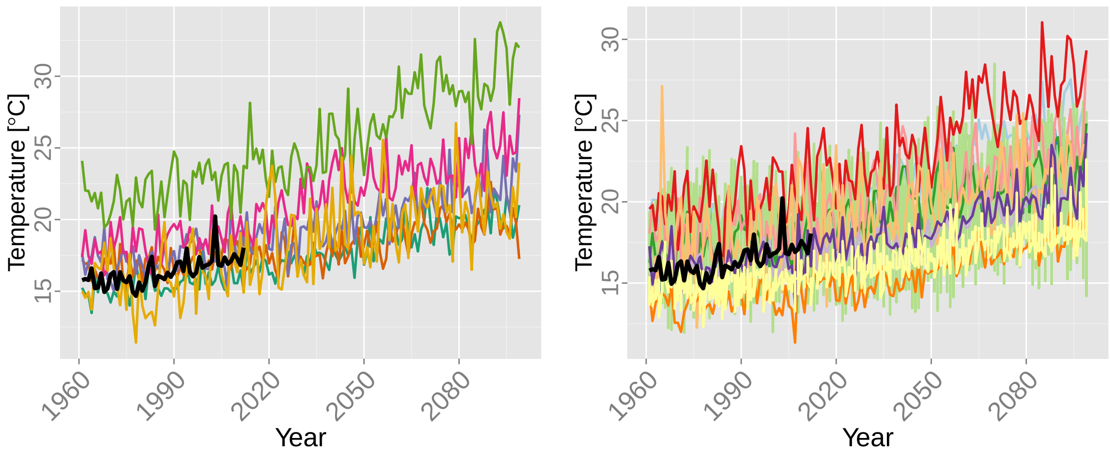

Abbildung 1: Schwarz: Beobachtungen. Links: 6 globale Modelle, Rechts: 11 regionale Modelle aus dem ENSEMBLES Projekt, unter einem mittleren Emissionsszenario (A1B).

Anstatt zu versuchen, diese Fragen zu beantworten, haben sich heute Bayes'sche Verfahren durchgesetzt, welche die unterschiedlichen Informationen in kohärenter Weise kombinieren und damit die obigen Fragen implizit beantworten.

Der grosse Vorteil dieser Methoden ist, dass die getroffenen Annahmen transparent gemacht werden können. Während unserer Arbeit an diesem Problem hat sich gezeigt, dass insbesondere Annahmen über die Abweichungen der Modelle von den Beobachtungen wesentlich sind. In den Jahren, wo Beobachtungen vorhanden sind, kennt man diese Abweichungen natürlich, aber es gibt verschiedene plausible Annahmen, wie sich diese Abweichungen in der Zukunft verhalten könnten bei einer generellen Erwärmung. In der Abbildung 1 können Sie die systematischen Unterschiede zwischen Beobachtungen und Modellen klar erkennen : Es gibt nicht nur additive Verschiebungen, sondern auch Unterschiede in der Variabilität von Jahr zu Jahr.

Es freut mich natürlich, dass ich ein bisschen dazu beitragen konnte, dass diese Methodik auch in den offiziellen Bericht "Szenarien zur Klimaänderung in der Schweiz CH2011" eingegangen ist.

2.2 Das Ende des Zufalls

In den einführenden Beispielen haben wir mit dem Modell "reiner Zufall" begonnen und uns gefragt, ob dies plausibel ist. In den meisten Anwendungen ist dies offensichtlich nicht der Fall. Man verwendet dann Modelle, die deterministische Effekte und zufällige Variabilität beinhalten. Mit Hilfe der Statistik kann man entscheiden, ob ein solches Modell passt, und wie gross der Fehler bei der Schätzung der Stärke der determninistischen Effekte ist. Der Zufall beschreibt damit die Unsicherheit der Schlussfolgerungen und der Prognosen.

Unsicherheit ist jedoch etwas, was der Mensch möglichst vermeiden möchte. Wenn man den Zufall als eine Umschreibung von ungenügender Information auffasst, dann ist es natürlich naheliegend zu versuchen, den Anteil des Zufalls mit Hilfe von zusätzlicher Information zu reduzieren. Weil im Zeitalter von Big Data an Information kein Mangel mehr zu bestehen scheint, haben Träume von einer deterministischen Welt im Moment Hochkonjunktur, wie zum Beispiel das Buch "Das Ende des Zufalls" von Rudi Krausnitzer (Ecowin Verlog, 2013) zeigt. Welche zusätzlichen Informationen relevant sind und wie man sie am besten im Modell berücksichtigt, ist jedoch meist nicht so einfach zu entscheiden. Dies herauszufinden erfordert Detektivarbeit, bei der raffinierte Algorithmen und statistische Überlegungen unabdingbar sind. An der Entwicklung von solchen Werkzeugen ist die Statistik heute wesentlich beteiligt. Da mit der Anzahl Daten auch die Anzahl Variablen wächst, die relevant sein könnten für Vorhersagen, wird es aber wohl den Zufall und damit die Existenzberechtigung für die Statistik weiterhin geben.

3 Der Zufall als Helfer

Der Zufall ist jedoch nicht immer nur ein Störenfried, den es zu elimieren gilt. Die sogenannte Monte Carlo Methode setzt den Zufall gezielt ein, um Wahrscheinlichkeiten oder Integrale zu approximieren, die sich anders nicht berechnen lassen.

3.1 Monte Carlo

Wir betrachten das Problem, die Wahrscheinlichkeit zu berechnen, dass ein Zufallsvektor $\mathbf{X} = (X_1, \ldots, X_k)$ mit Dichte p in einer Menge A liegt. Diese Wahrscheinlichkeit ist durch ein k-dimensionales Integral gegeben:

$$\mathbb{P}(\mathbf{X} \in A) = \int_A p(x_1, \ldots, x_k) dx_1 \ldots dx_k.$$

Monte Carlo simuliert dazu N unabhängige Realisierungen dieses Zufallsvektors mit dem Computer. Dann schätzt die gesuchte Wahrscheinlichkeit mit der relativen Häufigkeit der Realisierungen, die in A liegen.

Diese einfache Methode konvergiert mit der Rate $1/\sqrt{N}$. Das ist zwar ziemlich langsam (für doppelte Genauigkeit braucht man 4 mal mehr Simulationen), aber es ist unabhängig von der Dimension k und damit besser als die meisten Methoden, die systematisch vorgehen, um das entsprechende Integral zu approximieren.

Neben Wahrscheinlichkeiten kann man auch Erwartungswerte und Quantile approximieren, was für Vertrauensintervalle und die Quantifizierung von Unsicherheit wichtig ist.

In vielen Problemen ist es jedoch nicht möglich, mit vernünftigem Aufwand unabhängige Realisierungen zu simulieren. Man kann aber stattdessen von einer Markovkette simulieren und so abhängige Realisierungen erzeugen, welche asymptotisch die richtige Verteilung haben. Diese Methoden, die ursprünglich aus der Physik stammen, wurden in den 80-er und 90-er Jahren unter der Abkürzung MCMC (für Markovketten Monte Carlo) in der Statistik äusserst populär. Insbesondere haben sie der Bayes'schen Statistik zum Durchbruch verholfen.

Meine erste publizierte Arbeit erschien 1979 und trug den Titel Gauss'sche Markov Zufallsfelder (J. Faculty of Science, University of Tokyo, Sec. IA, 26, p. 53-73). . Mehr als 25 Jahre später erschien ein Buch von Håvard Rue und Leonhard Held mit dem gleichen Titel (Chapman & Hall, 2005). In diesen 25 Jahren ist natürlich einiges passiert: Meine Arbeit befasste sich ausschliesslich mit der sogenannten räumlichen Markoveigenschaft von Gauss'schen Prozessen. Als Doktorand wusste ich noch nicht, wie man diese Modelle sinnvoll in der Statistik einsetzen kann. Dazu hätte es die Idee von latenten Variablen und die MCMC Methoden gebraucht. Damit werden heute interessante Probleme in der Epidemiologie und in den Umweltwissenschaften gelöst.

3.2 Partikel- und Ensemble Kalman Filter

Als nächste Verallgemeinerung betrachten wir Situationen, wo sich die Dichte, von der man simulieren will, mit der Zeit ändert. Das tritt auf bei "Filterung" und bei "Datenassimilation". Die beiden Worte bedeuten im Wesentlichen das Gleiche, kommen aber aus anderen Anwendungen.

Dabei geht es darum, den zeitlichen Verlauf eines Systems auf Grund von partiellen und fehlerbehafteten Beobachtungen des Systems möglichst gut zu schätzen und die Unsicherheit anzugeben. Den Zustand des Systems zur Zeit t nenne ich $\mathbf{x}_t$. Er kann nicht direkt beobachtet werden, aber man kennt seine Zeitentwicklung, die durch eine Differentialgleichung oder einen Markovprozess bestimmt ist. Die Beobachtungen erfolgen an ganzzahligen Zeitpunkten und ich nenne die i-te Beobachtung y_i Sie ist also eine Funktion des Zustands $\mathbf{x}_i$ und eines zufälligen Fehlers.

Die Information über die Zustände basierend auf der Information der ersten i Beobachtungen ist gegeben durch die sogenannten Filterdichte

$$p(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_i \mid y_1, y_2, \dots, y_i),$$

und man möchte Realisierungen erzeugen, die gemäss dieser Dichte verteilt sind. Man simuliert also zur Zeit i nicht einen Wert, sondern ganze Sequenzen von i Zuständen. Wenn man eine neue Beobachtung hat (d.h. i wird um 1 erhöht), möchte man nicht wieder bei Null beginnen, sondern von den bereits simulierten Sequenzen ausgehen.

Der Partikelfilter verlängert dazu zuerst jede Sequenz um einen Wert, indem ein neuer Wert für den Zustand $\mathbf{x}_{i+1}$ zur Zeit $i+1$ simuliert wird, basierend auf $\mathbf{x}_i$ und der bekannten Dynamik des Zustands. Danach werden Sequenzen, die auf der Basis der neuen Beobachtung y_{i+1} unplausibel sind, verworfen, während plausible Sequenzen dupliziert werden.

Die Animation in Abbildung 2 soll Ihnen wenigstens eine Idee von diesem Partikelfilter geben. Der Zustand ist eindimensional, und die Beobachtung y_i allein gibt keine Information über das Vorzeichen von x_i, sondern nur über den Absolutbetrag. Die Information über das Vorzeichen kommt indirekt aus früheren Beobachtungen via die bekannte Dynamik von x_t.

Zu Beginn habe ich Werte gemäss einer Startverteilung simuliert. Mit den Kontroll-buttons kann man die Animation starten. Sie sehen dann, wie sich die simulierten Zustände ändern, wenn mehr und mehr Information aus den Beobachtungen einfliesst. Diese Information ist durch die blauen Balken dargestellt, die ein 95%-Vorhersageintervall für x_i gestützt auf y_i allein darstellen. Die grauen Linien zeigen Sequenzen, die nicht zur neuen Beobachtung passen und daher verworfen werden. Übrig bleiben die scharzen Linien, die dann gemäss der Filterdichte verteilt sind. Rot ist die Sequenz der wahren Zustände, die dem Algorithmus nicht bekannt sind. Beachten Sie, wie sich die schwarzen Sequenzen der Information aus den Beobachtungen anpassen. Manchmal braucht es mehrere Schritte, um das richtige Vorzeichen zu finden.

In diesem Spielzeugbeispiel funktioniert der Partikelfilter gut. Leider ist das in vielen relevanten Anwendungen, insbesondere bei Wetterprognosen, nicht der Fall. Vielleicht haben Sie bemerkt, dass am Anfang immer weniger Sequenzen übrig bleiben, wenn die Anzahl Beobachtungen wächst. Somit wird die Unsicherheit unterschätzt. Wenn der Zustand hochdimensional ist, tritt dieses Problem schon viel schneller auf und der Partikelfilter degeneriert.

Abbildung 2: Animation zur Illustration des Pratikelfilters. Rot: wahre Zustände. Blau: 95%-Vorhersageintervall für x_i gestützt auf y_i allein. Schwarz: Realisierungen gemäss der Filterdichte. Grau: Verlängerte Sequenzen, die verworfen wurden.

Eine Alternative ist der Ensemble Kalman Filter (Evensen, 1994). Er ist zwar von den asymptotischen Eigenschaften her schlechter als der Partikelfilter, funktioniert aber in vielen Anwendungen klar besser. Eine theoretische Erklärung dafür steht noch aus, und ich hoffe, trotz meiner Pensionierung noch etwas mehr Einsicht in diese Frage zu gewinnen.

4 Rückblick und Ausblick

In einem letzten Teil will ich mit Ihnen noch ein paar Eindrücke und Gedanken teilen, die über das rein Fachliche hinausgehen.

4.1 Unterricht

Ich habe in den 31 Jahren an der ETH Vorlesungen auf den verschiedensten Stufen gehalten, und dabei mehr als einmal die Schwierigkeiten erfahren, die Studierende mit mathematischen Inhalten haben. Für eine vollständige Analyse der Gründe reichen weder die Zeit noch meine Kompetenz, doch ich möchte einen Punkt ansprechen, der sehr schön von Heinrich von Kleist formuliert wurde: "Man könnte die Menschen in zwei Klassen abteilen; in solche, die sich auf eine Metapher und 2) in solche, die sich auf eine Formel verstehn. Deren, die sich auf beides verstehn, sind zu wenige, sie machen keine Klasse aus."

Immer wieder musste ich nämlich feststellen, dass Studierende Mühe haben, eine mathematische Formel zu lesen und ihre Bedeutung zu verstehen. Formeln sind meiner Meinung nach jedoch unabdingbar, um ein mathematisches Konzept präzise und klar zu formulieren. Ich hoffe aber, dass das "Verstehen auf eine Formel" nicht eine feste Grösse ist, sondern sich verbessern und trainieren lässt, wie andere Fertigkeiten. Umgekehrt müssen die Dozierenden wohl auch lernen, sich besser auf Metaphern zu verstehen. Und schliesslich müssen es ja nicht immer sprachliche Metaphern sein, sondern Figuren können ebenfalls helfen, die Bedeutung einer Formel zu verstehen.

Die Idee, den Computer zu nutzen, um die Lehre zu verbessern, ist im Laufe meiner ETH Zeit immer wieder aufgetaucht: Schon 1989 wurden an unserem Institut Programme entwickelt, die das Verständnis von Konzepten der Statistik mit Hilfe von Visualisierung erleichtern wollten (Christian Schleffer, Some educational programs in statistics, Research Report No. 61, Seminar für Statistik). Mehr als 20 Jahre später haben Markus Kalisch und Lukas Meier an unserem Institut einen Online Selbstlernkurs mit dem Namen e-tutoR für die Statistiksoftware *R* kreiert. In einem gewissen Sinn sind hier jedoch die Ansprüche bescheidener: Es geht nicht mehr um ein Verständnis prinzipieller Konzepte, sondern mehr um das individuelle Lernen einfacher Techniken.

Auch wenn es mich nicht mehr direkt betrifft, bin ich gespannt, wie weit sich die Hoffnungen auf ein effizienteres Lernen mit Hilfe von IT erfüllen werden. Lernen bleibt jedoch stets eine anstrengende und oft mühsame Tätigkeit. In einer Vorlesungsevaluation der ETH wurde den Studierenden einmal die Frage gestellt, wo der Wissenstransfer erfolgt sei. Die Vorstellung, dass Wissen automatisch transferiert werden kann, wenn man nur den idealen Dozenten und die richtigen technischen Hilfsmittel hat, ist jedoch eine Illusion. Wir müssen die Studierenden dazu bringen, selber eine aktive Rolle zu übernehmen und sich das Wissen zu erarbeiten.

4.2 Die Zukunft der Statistik

Die Zukunft der Statistik beschäftigt die Statistiker kontinuierlich. So erschienen zum Beispiel 1968 und 2014 je ein Buch, die "Future of Statistics" im Titel haben. Die Diagnosen, die in solchen Publikationen gegeben werden, decken jeweils das ganze Spektrum vom schwärzesten Pessimismus bis hin zum goldenen Optimismus ab.

Warum beschäftigt sich die Statistik so oft mit der Frage nach ihrer eigenen Zukunft ? Zum einen hat Statistik in der Öffentlichkeit oft einen schlechten Ruf als "Erbsenzählerei" oder als Instrument zur Manipulation im Sinn von "Alle Statistiken lügen". Hans Magnus Enzensberger schreibt z.B. "Mit ... Fallgruben hat zu rechnen, wer sich der übel beleumundeten Schwester der Wahrscheinlichkeitstheorie, der Statistik, anvertraut."

Das nährt die Befürchtung, dass die Statistik zu wenig attraktiv ist für exzellente Studierende. Da sind natürlich positive Aussagen über die Statistik Balsam für uns, wie z.B. "Statistisches Denken wird eines Tages genau so wichtig sein für eine effiziente Bürgergesellschaft wie die Fähigkeit des Lesens und Schreibens" (S. Wilks, 1950, basierend auf einem Satz von H. G. Wells (1866-1946), Autor von Science Fiction Romanen wie die "Zeitmaschine" oder "Krieg der Welten") oder "Der sexy Beruf der nächsten Dekade wird Statistik sein" (Hal Varian, Chef-Ökonom von Google, im Jahr 2008).

Ein zweiter Grund ist, dass der Platz der Statistik im Universum der Wissenschaften nicht klar ist. Statistik hat ihre Wurzeln in der Mathematik, und Mathematik ist essentiell für Klarheit, Kohärenz, Präzision und tieferes Verständnis von unseren Methoden. Für die Statistik sind aber auch Anwendungen in anderen wissenschaftlichen Disziplinen, sowie Algorithmen und Computing zentral, weil von dort neue Fragestellungen und Impulse kommen. Auf einer der vorangegangenen Folien wurde die Statistiksoftware *R* erwähnt. Diese Software ist eine riesige Erfolgsgeschichte, beginnend mit dem Vorläufer *S* in den 80-er Jahren. Sie hat die Art und Weise, wie Statistik heute betrieben wird, grundlegend verändert und geprägt.

Wegen dieser grossen Bedeutung von Computing und von Anwendungen in anderen Disziplinen, gab und gibt es immer wieder Befürchtungen, dass die interessanten statistischen Probleme zur Informatik abwandern und die Statistik verkümmert, wenn sie sich nur auf mathematische Aspekte konzentriert. Um die Wichtigkeit aller drei Komponenten stärker zu betonen, werden auch immer wieder neue Namen erfunden, im Moment ist "Data Science" der Favorit. Viele verstehen darunter sogar die Vereinigung der drei Gebiete anstatt des Durchschnitts, was dann doch etwas gar weit ist.

Ich habe mich im Mathematikdepartement immer wohl gefühlt, dank Kollegen, die eine breite Sicht haben für die unterschiedlichen Arten, Mathematik zu betreiben und anzuwenden. Ich habe auch immer gerne mit Studierenden zusammengearbeitet, welche mathematische Konzepte verstehen. Unser Institut, das Seminar für Statistik, floriert und ist seit 50 Jahren an vielen spannenden Entwicklungen beteiligt. Die Zukunft der Statistik an der ETH liegt nun in anderen Händen. Ich bin sicher, dass meine Kolleginnen und Kollegen mit Erfolg neue Fragestellungen und Entwicklungen von ausserhalb unseres etablierten Umfelds aufgreifen und damit auch die Mathematik bereichern werden.

4.3 Entzauberung der Welt

Gegen Schluss begebe ich mich noch etwas auf dünnes Eis mit ein paar Bemerkungen über die gesellschaftlichen und kulturellen Implikationen der Mathematisierung des Zufalls. Kompetentere Leute haben das viel schöner und prägnanter formuliert, als ich das könnte. Mein erstes Zitat stammt von Max Weber, dem deutschen Soziologen, der mit seinem Werk über Kapitalismus und protestantische Ethik berühmt geworden ist: "Die zunehmende Rationalisierung bedeutet ..., dass es prinzipiell keine geheimnisvollen unberechenbaren Mächte mehr gebe, die da hineinspielen, dass man vielmehr alle Dinge – im Prinzip – durch Berechnen beherrschen könne. Das aber bedeutet: die Entzauberung der Welt."

Der Schriftsteller Hans Magnus Enzensberger formuliert einen ähnlichen Gedanken so: "Das wissenschaftliche Denken war ... entschlossen, mit dem, was [die Moderne] Aberglauben nannte, radikal aufzuräumen. Nicht mehr von Schicksal sollte fortan die Rede sein, sondern von seiner bis auf die Knochen abgemagerten Schwundstufe: vom Zufall."

Mein Auftritt am Fernsehen stellt einen Versuch dar, die Astrologie zu entzaubern. Vermutlich habe ich aber nicht viele davon abbringen können, Horoskope zu konsultieren. Die Vorstellung, direkt in eine Harmonie des Universums eingebunden zu sein und dadurch etwas über seinen Charakter und die Zukunft zu erfahren, ist wohl zu attraktiv.

Ob wir wirklich eine ganz entzauberte Welt möchten, ist eine andere Frage. Wir begegnen dem Zauber der Welt auch in den Werken grosser Künstler, zum Beispiel im folgenden Gedicht von Joseph von Eichendorff

> Schläft ein Lied in allen Dingen,
> Die da träumen fort und fort,
> Und die Welt hebt an zu singen,
> Triffst Du nur das Zauberwort.

Für mich ist das, was in diesem wunderbaren Gedicht zum Ausdruck kommt, jedoch durchaus verträglich mit dem wissenschaftlichen Anspruch, die Welt rational zu verstehen. Wir möchten doch nicht einem falschen Zauberwort aufsitzen, sondern von der echten Poesie der Welt berührt werden. Ich hoffe, in den kommenden Jahren etwas mehr Musse dafür zu haben.

4.4 Was bestimmt den Erfolg ?

Unsere Gesellschaft ist sehr stark auf individuelle Leistung und auf Resultate ausgerichtet. Als Konsequenz davon tendieren wir dazu, das Gewicht von dem, was wir selber zum Erfolg beigetragen haben, zu überschätzen, und alle anderen Faktoren zu unterschätzen. Das zeigt zum Beispiel der Artikel "Entrepreneurs, Chance, and the Deterministic Concentration of Wealth" von Fargione, Lehman und Polasky (PLoS ONE 6, 2011), der zum Schluss kommt, " ... dass Glück allein, kombiniert mit den deterministischen Effekten von kumulierten Erträgen, zu unbegrenzter Konzentration von Reichtum führen kann".

Wenn ich auf meinen Weg zurückblicke, dann muss ich ehrlicherweise auch manchmal sagen, "Welch ein Zufall !" Ich hatte das Glück, in einem Land und einer Zeit geboren zu sein, wo ich ohne Sorgen um mein Überleben eine exzellente Ausbildung erhielt und meinen Interessen nachgehen konnte. Ich habe von vielen Gelegenheiten profitiert, die sich in meiner Karriere im richtigen Moment aufgetan haben. Natürlich ist mir der Erfolg nicht in den Schoss gefallen, sondern ich habe mich nach Kräften eingesetzt und bin dabei oft an meine Grenzen gekommen. Zum Gelingen brauchte es aber sicher auch eine gute Portion Glück, und als dritten und vielleicht wichtigsten Faktor schliesslich die Unterstützung und die Zusammenarbeit mit vielen Mitarbeiterinnen und Mitarbeitern, Studierenden, Kollegen und Kolleginnen.

4.5 Dank

Damit komme ich zum Schluss, und ich möchte meinen Dank aussprechen

- Meinen Eltern, denen der Zugang zur Universität verschlossen blieb.
- Meinen Lehrern, insbesondere Peter Huber, Hans Föllmer und Frank Hampel, die mich inspiriert und geprägt haben.
- Der ETH für das geschenkte Vertrauen.
- Meinen Doktorandinnen und Doktoranden Jan Beran, Peter Bühlmann, Markus Hürzeler, Verena Gelpke, Roland Brun, Isabelle Flückiger, Peter Holzer, Christian Sangiorgio, Maik Berchtold, Christoph Buser, Michael Amrein, Fabio Sigrist, Marco Frei, Christian Kerkhoff und Sylvain Robert. Es war für sie wahrscheinlich nicht immer einfach, aus meinen manchmal vagen und ambitionierten Themenvorschlägen ein realistisches Doktoratsprojekt zu machen. Entstanden sind aber durchwegs erfreuliche Dissertationen.
- Meinen Koautoren von der ETH: Andreas Papritz, Peter Lehmann, Christoph Schär, Peter Reichert und Carlo Albert. Es war eine Freude, mit Ihnen gemeinsam interdisziplinäre Projekte anzugehen.
- Allen ehemaligen und gegenwärtigen Mitarbeitern und Mitarbeiterinnen im Seminar für Statistik für die Unterstützung und die gute Arbeitsatmosphäre. Namentlich erwähnen möchte ich die Sekretärinnen Christina Künzli, Susanne Kaiser und Cecilia Rey.
- Den administrativen Mitarbeiterinnen und Mitarbeitern im D-Math, insbesondere Hanspeter Scherbel, Christina Buchmann, Doris Amstad, Eva Künti und Sara Uberi. Sie haben mich während meiner Zeit als Departements- und Studienvorsteher ganz wesentlich unterstützt.

- Der IT-Supportgruppe des D-Math und Martin Mächler, die mir geholfen haben, bei der Entwicklung der IT mitzuhalten.
- Meiner Frau, die es oft aushalten musste, dass ich in Gedanken ganz woanders war.
- Vielen anderen, die ich hier nicht explizit erwähnen kann.

31 Jahre an der ETH waren eine lange und schöne Zeit. Ich habe viel gegeben und viel mehr zurück erhalten. Jetzt beginnt für mich ein neuer Abschnitt, den ich für mich selber als ein sabbatical anschaue, dessen Ende offen ist.

Eine Aufzeichnung der Vorlesung ist auf dem Multimediaportal der ETH verfügbar (http://www.multimedia.ethz.ch/speakers/lecture).