

Einführung in die anwendungsorientierte Ökonometrie

Herbert Stocker

Sommersemester 2017



(Blick gegen Nordkette, 18.03.2008)

Dieses Manuskript ist 'work in progress', d.h. unvollständig und nicht komplett korrigiert! Hinweise auf Fehler, Ungereimtheiten etc. sowie Verbesserungsvorschläge aller Art sind willkommen!

Kapitel 1

Einführung

1.1 Wozu “Ökonometrie”, und was ist das überhaupt?

“We are pattern-seeking story-telling animals.” (Edward Leamer)

Zufälle spielen in unserem Leben eine fundamentale Rolle. Welchen Menschen wir begegnen, ob der Bus Verspätung hat, ob wir eine Prüfung bestehen oder nicht, vieles scheint nicht mit Sicherheit planbar zu sein. *“Das Glück is a Vogerl”* heißt es folgerichtig in einem bekannten Wienerlied, aber die Erfahrung lehrt uns, dass dieses ‘Vogerl’ häufig feste Gewohnheiten hat, oder wie schon der preussische Generalfeldmarschall Graf von Moltke trocken feststellte, *“Glück hat auf Dauer doch zumeist nur der Tüchtige”* (Über Strategie, 1871). Dahinter steckt die Vorstellung, dass sich hinter den vordergründigen Zufällen oft ein Muster oder eine Systematik verbirgt.

Häufig können wir zumindest die Wahrscheinlichkeit abschätzen, mit der ein Ereignis eintritt. Wenn wir zum Beispiel am Morgen überlegen, ob wir einen Regenschirm mitnehmen sollen, versuchen wir die Wahrscheinlichkeit zu beurteilen, mit der es im Laufe des Tages regnen wird. Dazu nützen wir Informationen, wie zum Beispiel Wolkenstimmungen oder einen Wetterbericht. Aber schon um zu entscheiden, *wann* wir das Haus verlassen sollten, müssen wir die Wahrscheinlichkeit abschätzen, mit der der Bus Verspätung hat oder wir in einen Stau geraten. Genauso versuchen manche die Wahrscheinlichkeit zu beurteilen, mit der der Kurs einer Aktie steigen oder fallen wird. Manchmal können wir die Eintrittswahrscheinlichkeit von Ereignissen auch beeinflussen. Wenn wir zum Beispiel länger auf eine Prüfung lernen, so hoffen wir dadurch die Prüfung eher zu bestehen, obwohl es natürlich trotzdem schief gehen kann.

Um solche Wahrscheinlichkeiten abschätzen zu können – und mögliche Faktoren zu erkennen, die diese Wahrscheinlichkeiten beeinflussen – versuchen wir häufig Muster in der Vergangenheit ausfindig zu machen, die uns etwas über die Zukunft verraten. Die zugrunde liegende Vorstellung ist, dass solche Muster von Gesetzmäßigkeiten erzeugt werden, die sowohl in der Vergangenheit als auch in der Zukunft Gültigkeit

haben. Allerdings sind die zugrunde liegenden ‘Gesetzmäßigkeiten’, in der Regel nicht direkt beobachtbar, wir können nur die Auswirkungen dieser Gesetzmäßigkeiten beobachten, sogenannte ‘Daten’.

Die “Welt” kann man sich demnach vereinfacht als eine Art Maschine vorstellen, die laufend “Daten” produziert. Diese Vorstellung findet sich bereits bei Adam Smith, ein “System” so meint er, “ist eine imaginäre Maschine, die wir erfinden, um in Gedanken die verschiedenen Bewegungen und Wirkungen miteinander zu verbinden, die bereits in der Wirklichkeit vorhanden sind” (zitiert aus Smith and Recktenwald (Übers.), 1999, S. XXXIV). Die empirische Wissenschaft versucht aus den beobachteten Daten Rückschlüsse auf die ‘Mechanik dieser imaginären Maschine’ zu ziehen, auf den sogenannten ‘datengenerierenden Prozess’.

In anderen Worten, empirische Wissenschaften versuchen die den Daten zugrunde liegenden Gesetzmäßigkeiten zu erkennen und zu modellieren. Dazu bedarf es eines Zusammenspiels zwischen Theorie und Empirie. In einer sehr schematischen und vereinfachenden Sichtweise kann man sich dies so vorstellen, dass theoretische Modelle aus postulierten Gesetzmäßigkeiten und Annahmen Schlussfolgerungen herleiten, und die Empirie überprüft, inwieweit diese Schlussfolgerungen mit den beobachtbaren Daten kompatibel sind. Abbildung 1.1 veranschaulicht diese Sichtweise. Die Pfeile, die meist in beide Richtungen zeigen, deuten allerdings an, dass dieser Prozess keineswegs so einfach ist. Unser Verständnis von der “Welt”, also die Theorien und Modelle, können wieder Auswirkungen auf die “Welt” selbst haben, und somit auch auf die beobachtbaren Daten. Und selbstverständlich stehen theoretische und empirische Modelle in einer engen Wechselbeziehung, die uns später noch intensiver beschäftigen wird.

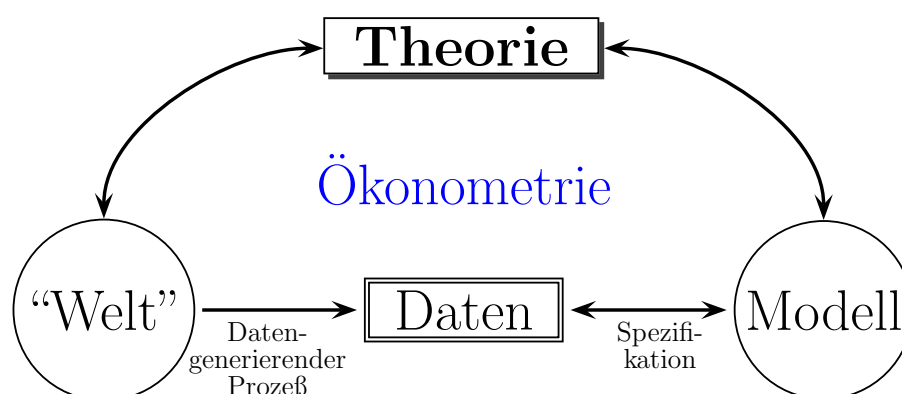


Abbildung 1.1: Die Rolle der Ökonometrie und ökonomischen Theorie

Das bisher gesagte gilt sehr allgemein für alle angewandten Wissenschaften. Die *Ökonometrie*¹ befasst sich, wie die Bezeichnung schon nahe legt, mit der Messung ökonomischer Zusammenhänge sowie deren empirischer Beurteilung.

Um das Besondere an der Ökonometrie zu erkennen – und insbesondere die Beziehung zur herkömmlichen Statistik zu verstehen – ist es zweckmäßig, zu den Anfängen der Ökonometrie zurückzublicken.

¹Der Begriff *Ökonometrie* geht auf die griechischen Begriffe *oikonomia* (\approx “Haushaltsführung”) und *metron* (\approx “Maß” oder “Messung”) zurück. Vom Begriff *metron* leitet sich übrigens auch das Wort *Meter* her.

Die Ökonometrie ist eine relativ junge Wissenschaft, der Begriff ‘Ökonometrie’ wird meist Ragnar Frisch (1895 - 1973) zugeschrieben, der gemeinsam mit Jan Tinbergen den ersten Nobelpreis für Wirtschaftswissenschaften erhielt. Neben diesen beiden prominenten Ökonomen stand auch eine Kommission an der Wiege der Ökonometrie, die von dem Geschäftsmann und Ökonomen Alfred Cowles 1932 gegründete *Cowles Commission*. Cowles ging es nicht zuletzt darum, bessere Prognosen für die Aktienmärkte zu erhalten, und zu diesem Zweck heuerte er einige der besten Ökonomen und Statistiker seiner Zeit an (u.a. Haavelmo, Koopmans, Hurwicz, Klein, und Wald), die Bahnbrechendes leisteten (allerdings kaum bessere Aktienprognosen lieferten).² Bereits 1930 wurde auf Initiative von Irving Fisher und Ragnar Frisch die *Econometric Society* (www.econometricsociety.org) gegründet, die seit 1933 auch die *Econometrica* herausgibt, bis heute ein Flaggschiff unter den wirtschaftswissenschaftlichen Zeitschriften.

In der Satzung der *Econometric Society*, die in der ersten Ausgabe der *Econometrica* veröffentlicht wurde, heißt es:

“The Econometric Society is an international society for the advancement of economic theory in its relation to statistics and mathematics. [...] Its main object shall be to promote studies that aim at a unification of the theoretical-quantitative and the empirical-quantitative approach to economic problems and that are penetrated by constructive and rigorous thinking similar to that which has come to dominate in the natural sciences.” (Roos, 1933, 1)

In der *Editor’s Note* führt Ragnar Frisch diesen Gedanken weiter aus und liefert eine bis heute gültige Beschreibung der Ökonometrie:

“But there are several aspects of the quantitative approach to economics, and no single one of these aspects, taken by itself, should be confounded with econometrics. Thus, econometrics is by no means the same as economic statistics. Nor is it identical with what we call general economic theory, although a considerable portion of this theory has a definitely quantitative character. Nor should econometrics be taken as synonymous with the application of mathematics to economics. Experience has shown that each of these three view-points, that of statistics, economic theory, and mathematics, is a necessary, but not by itself a sufficient, condition for a real understanding of the quantitative relations in modern economic life. It is the unification of all three that is powerful. And it is this unification that constitutes econometrics.” (Frisch, 1933, 2)

Exakt in diesem Sinne definiert z.B. Maddala (2001, 3) die angewandte Ökonometrie als “*die Anwendung statistischer und mathematischer Methoden zur Analyse ökonomischer Daten mit dem Ziel, ökonomischen Theorien einen empirischen Gehalt zu geben und zur Theoriendiskriminierung beizutragen*” (eigene Übersetzung).

Es ist also das Zusammenwirken von ökonomischer Theorie sowie mathematischen und statistischen Methoden, die das Besondere an der Ökonometrie ausmachen (siehe Abbildung 1.2).

²Frisch und Tinbergen waren nie Mitglieder der Cowles Commission, arbeiteten aber eng mit ihr zusammen.

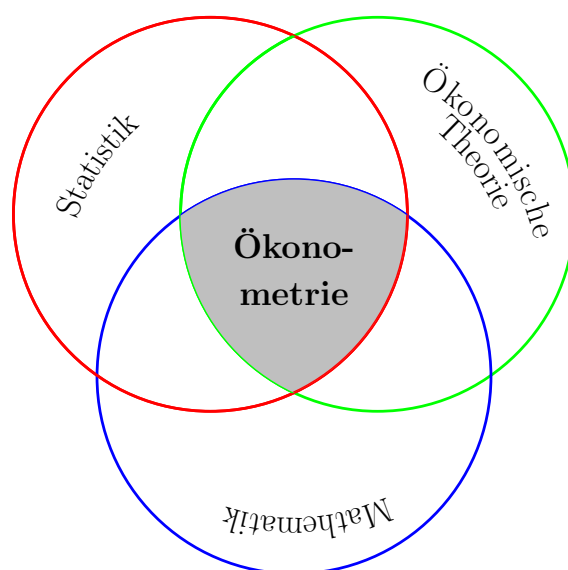


Abbildung 1.2: Ökonometrie als Zusammenspiel von ökonomischer Theorie, Mathematik und Statistik

Allerdings sind diese Definitionen vielleicht etwas eng, da ökonometrische Methoden mittlerweile in vielen Bereichen der Wissenschaft für verschiedenste Zwecke eingesetzt werden. Andererseits ist die Definition auch etwas weit gefasst, da sich ÖkonometrikerInnen z.B. nur selten mit Problemen der Datenerhebung befassen, der Fokus liegt auf der Auswertung der Daten, und sehr häufig kommen dabei regressionsanalytische Verfahren zur Anwendung.

Im wesentlichen geht es in der Ökonometrie darum, vermutete Zusammenhänge mit Hilfe statistischer und mathematischer Methoden zu durchleuchten, um erstens etwas über die interessierenden Phänomene zu lernen, und zweitens dieses Wissen z.B. für Strukturanalysen oder Prognosen zu nützen.

Für empirisch arbeitende WirtschaftswissenschaftlerInnen stellen ökonometrische Methoden das Handwerkszeug schlechthin dar, die Anwendungsgebiete reichen von der Aussenhandelstheorie bis zur Wirtschaftsgeschichte (Cliometrie). Selbst rein theoretisch oder wirtschaftspolitisch-institutionell arbeitende ÖkonomInnen kommen längst nicht mehr um ein Grundverständnis ökonometrischer Methoden herum, wenn sie empirische Untersuchungen und Resultate verstehen wollen. Auch in der BWL sind ökonometrische Methoden längst nicht mehr wegzudenken und gewinnen zunehmend an Bedeutung. Insbesondere im Bereich des Finance oder des Marketing gehören sie längst zum Standardrepertoire, aber durch die zunehmende Computerisierung werden auch in allen anderen Bereichen von Unternehmen immer mehr Daten verfügbar, die mit dem ökonometrischen “Werkzeugkasten” professionell und kompetent ausgewertet werden können. Hier öffnet sich ein rasch wachsender Zukunftsmarkt. Selbstverständlich kommen ökonometrische Methoden auch in anderen Sozialwissenschaften, wie z.B. der Politikwissenschaft und Soziologie, regelmäßig zur Anwendung, und selbst in Wissenschaften wie z.B. der Medizin oder Psychologie gewinnen diese Methoden zunehmend an Bedeutung.

Einige typische Fragen, die mit dem ökonometrischen Instrumentarium untersucht werden können, sind zum Beispiel:

- Welche Auswirkungen hat ein Börsencrash auf die Beschäftigung?
- Wie hängt die Entwicklung des Transitverkehrs vom regionalen Wirtschaftswachstum ab?
- Kann man von Bilanzkennzahlen auf das Konkursrisiko schließen?
- Hat die Todesstrafe eine abschreckende Wirkung?
- Haben Scheidungskinder später ein höheres Scheidungsrisiko?
- Reduziert Alkoholkonsum das Herzinfarktisiko?

1.2 Ökonometrie versus Statistik

“The last person you want to analyze an economics data set is a statistician” (Leamer, 2007, p. 101)

Auf den ersten Blick könnte man leicht den Eindruck gewinnen, dass die Ökonometrie lediglich ein Teilgebiet der Statistik ist, aber schon vorher ausgeführt verwehrt sich bereits Ragnar Frisch energisch gegen diese Sichtweise, *“econometrics is by no means the same as economic statistics”* (Frisch, 1933, 2). Tatsächlich ist der Unterschied zwischen der Ökonometrie und der Statistik allerdings nicht immer offensichtlich, und die Grenzen zwischen diesen beiden Disziplinen sind manchmal fließend.

Am einfachsten ist der Unterschied vermutlich aus der historischen Entstehung zu verstehen. Im Zentrum der klassischen Statistik stand lange Zeit die experimentelle Forschung. Aber Experimente sind in den Sozialwissenschaften nur selten möglich, deshalb waren die Ökonometrikerinnen von Anfang an gezwungen Daten auszuwerten, die unter nicht kontrollierten Bedingungen erhoben wurden (Beobachtungsdaten). Erschwerend kommt dazu, dass diese Beobachtungsdaten meist das Resultat von äußerst komplexen Prozessen sind. Bereits die frühen Pioniere der Ökonometrie erkannten, dass diese Art von Daten spezielle Methoden erforderten. Bei der Analyse dieser Daten stellte sich nämlich rasch heraus, dass eine naiv-statistische Auswertung von Beobachtungsdaten zu sehr irreführenden Schlussfolgerungen führen kann! Nur im Zusammenspiel von (ökonomischer) Theorie und empirischen Beobachtungen kann man hoffen, die interessierenden Zusammenhänge einigermaßen ‘richtig’ messen und beurteilen zu können. Darauf wollen wir nun etwas näher eingehen.

Experimentelle Daten versus Beobachtungsdaten

Wie gerade erwähnt werden in den Sozial- und Wirtschaftswissenschaften häufig hoch komplexe Systeme untersucht, für die nur selten experimentell erhobene Daten zur Verfügung stehen. Deshalb sind Ökonometrikerinnen häufig gezwungen mit *‘nicht-experimentellen’* Beobachtungsdaten (*observational data*) zu arbeiten.

Naturwissenschaftler führen Experimente üblicherweise in Labors durch, da Laborbedingungen die Kontrolle aller Variablen ermöglichen. Das Labor erlaubt den Experimentalisten, alle Variablen bis auf eine interessierende Variable konstant zu halten, damit der Effekt dieser Variable isoliert untersucht werden kann.

In der Ökonomik sind Experimente selten möglich. Die *ceteris paribus* Annahme dient gewissermaßen der Herstellung von Laborbedingungen in theoretischen Modellen (bzw. Gedankenexperimenten), aber dies ist von geringem Nutzen für empirische Analysen von nicht-experimentellen Daten.

Die Problematik kann am einfachsten an einer typisch naturwissenschaftlichen und typisch sozialwissenschaftlichen Frage verdeutlicht werden.

Naturwissenschaft: Wenn eine Naturwissenschaftlerin zum Beispiel den Zusammenhang zwischen eingesetzter Düngermenge und geernteter Kartoffelmenge untersuchen möchte, könnte sie im Rahmen eines Experimentes einen Acker in eine Anzahl gleich großer Rechtecke teilen, und auf jeder dieser Flächen eine unterschiedliche Menge Dünger ausbringen. Dabei sollte darauf geachtet werden, dass jede dieser Rechtecke exakt die gleiche Menge Wasser, Licht, etc. erhält, d.h. dass alle anderen Einflussfaktoren konstant gehalten werden. Zur Erntezeit kann dann die geerntete Kartoffelmenge jeder Flächeneinheit gemessen werden, und – wenn tatsächlich alle anderen Einflussfaktoren konstant gehalten wurden – können die Unterschiede in den Mengen auf die unterschiedlichen Düngermengen zurückgeführt werden.

Manchmal ist die Kontrolle “aller anderen Faktoren” auch in den Naturwissenschaften schwierig, aber die Statistiker erkannten, dass ein gezielter Einsatz des *Zufalls* in solchen Situationen weiterhelfen kann. Ein richtig durchgeführtes Zufallsexperiment erlaubt auch in Situationen kausale Schlussfolgerungen, in denen nicht alle Faktoren kontrolliert werden können.

Die Bezeichnung ‘*Feldexperiment*’ geht übrigens tatsächlich auf Experimente ‘auf’ Feldern zurück, denn viele der heute bekannten statistischen Techniken wurden entwickelt, um landwirtschaftliche Experimente auszuwerten. Einer der Väter der modernen Statistik, Ronald Fisher (u.a. Begründer der Varianzanalyse) wurde 1919 an die landwirtschaftlichen Versuchsanstalt Rothamsted eingeladen um moderne statistische Techniken einzuführen. Die Standardfehler oder das übliche “5% Signifikanzniveau” sind ein Erbe dieser Zeit. Für einen Literaturüberblick siehe zum Beispiel Levitt and List (2009).

Warum solche Experimente in den Sozialwissenschaften häufig nicht durchgeführt werden können soll an einem typisch sozialwissenschaftlichen Beispiel verdeutlicht werden.

Sozialwissenschaft: Angenommen wir interessieren uns für den Zusammenhang zwischen Bildungsniveau und Einkommen. Wir vermuten, dass Leute mit längerer Ausbildung am Arbeitsmarkt höhere Einkommen erzielen können. Aber ist dies wirklich so, und wenn, wie stark steigt das Einkommen mit dem Bildungsniveau?



Abbildung 1.3: Feldexperimente

Möchten wir diesen Zusammenhang experimentell ermitteln müssten eine Reihe von Kindern zufällig auswählen und diesen – wieder nach dem Zufallsprinzip – unterschiedliche Schulbildung zuteil kommen lassen. Nach Abschluss dieser unterschiedlichen Ausbildungen könnten die jeweiligen Einkommen gemessen und verglichen werden.

Wenn wir dieses Experiment sauber durchführen würden könnten wir hoffen, eine kausale Aussage über den Zusammenhang zwischen Einkommen mit dem Bildungsniveau treffen zu können.

Selbstverständlich würde die Durchführung eines solchen kontrollierten Experiments von keiner Ethikkommission dieser Welt gebilligt werden, ganz abgesehen von praktischen Problemen.

Aber würde es nicht einfach genügen eine Stichprobe mit Personen zu ziehen, die unterschiedliche Ausbildung genossen haben, und in der Stichprobe den Zusammenhang zwischen Ausbildungsdauer und Einkommen zu messen? Sehr häufig bringt dies eine ganze Reihe von schwerwiegenden Problemen mit sich, zum Beispiel wählen Personen die Ausbildungsdauer in der Regel selbst. Höher Begabte haben geringere Opportunitätskosten – d.h. sie müssen sich z.B. weniger anstrengen – und werden deshalb im Durchschnitt eine längere Ausbildungsdauer wählen. Könnten die höheren Einkommen von Personen mit längerer Ausbildungsdauer deshalb nicht zumindest teilweise auf eine unbeobachtbare Variable ‘Begabung’ zurückzuführen sein (vgl. Abbildung 1.4)? Solche Probleme führen in der Regel zu einem ‘*Bias*’ bei der Messung, der in weiterer Folge zu groben Fehlurteilen führen kann.

Ein etwas drastischeres Beispiel soll dies verdeutlichen. Angenommen Sie lesen in den Medien, dass ‘*statistisch bewiesen*’ worden sei, dass ein wöchentlicher Kirchenbesuch die Lebenserwartung um rund sieben Jahre verlängern könne.³

³z.B. Welt Online, 2.5.2011;

<http://www.welt.de/gesundheit/article13318334/Warum-der-Glaube-an-Gott-das-Leben-verlaengert.html>

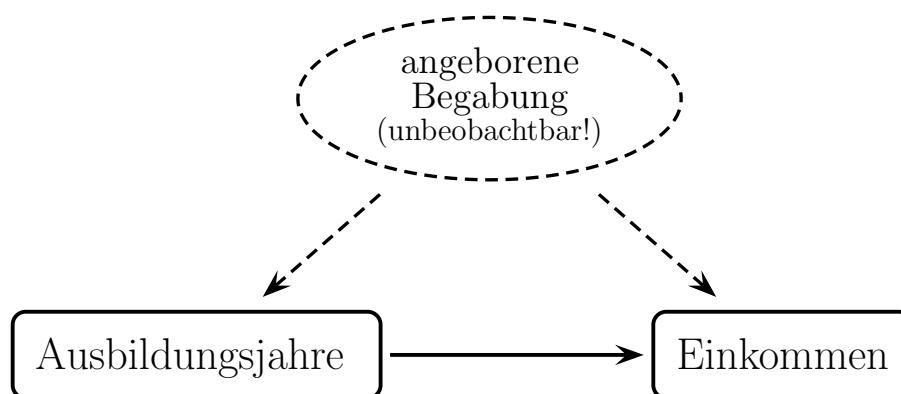


Abbildung 1.4: Nicht berücksichtigte relevante Variablen können zu Fehlschlüssen führen, möglicherweise führt die Nichtberücksichtigung der Begabung zu einer Überschätzung der Auswirkungen von Bildung auf das Einkommen.

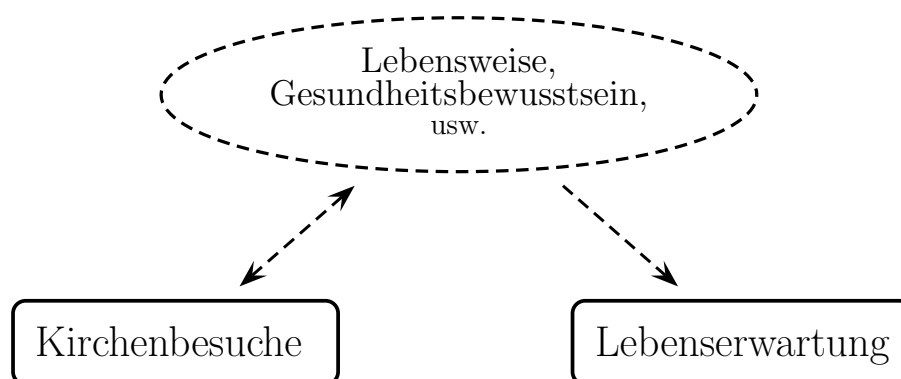


Abbildung 1.5: Scheinkorrelation aufgrund nicht berücksichtigter relevanter Variablen

Angenommen regelmäßige Kirchenbesucher leben tatsächlich länger, können wir daraus schließen, dass die Kirchenbesuche die kausale Ursache für eine höhere Lebenserwartung sind? Wohl eher nicht, möglicherweise pflegen regelmäßige Kirchgänger nur einen anderen Lebensstil, gehen früher schlafen, rauchen weniger, üben weniger Extremsportarten aus – kurzum, leben gesünder und deshalb länger (vgl. Abbildung 1.5). Sind zwei Variablen korreliert, zwischen denen kein Kausalzusammenhang besteht, spricht man von einer Scheinkorrelation (*spurious correlation*).

Solche Scheinkorrelationen werden häufig durch nicht berücksichtigte intervenierende Variablen verursacht, so kann z.B. der Zusammenhang zwischen der Anzahl von Störchen und Anzahl der Geburten in Regionen dadurch erklärt werden, dass ländliche Regionen höhere Geburtenraten und mehr Störche haben.

Betonung der Theorie

“Natural scientists make theories about things; social scientists make theories about things that make theories.” (Janeway, 2009, p. 31)

Ein typisches Problem der Sozial- und Wirtschaftswissenschaften besteht darin, dass meist hoch komplexe Systeme untersucht werden, in denen sich die Variablen gegenseitig beeinflussen, bzw. die Variablen auf mehr als eine Art verknüpft sind. In solchen Systemen ist die Kausalitätsrichtung nicht immer einfach feststellbar.

Da Experimente in den Sozial- und Wirtschaftswissenschaften nur selten möglich sind, sind Ökonominen meist gezwungen Kausalitäten in theoretischen Modellen zu erklären. Im Kern läuft dies auf die Frage hinaus, welche Variablen endogen und welche exogen sind. Auch wenn die damit einher gehenden Probleme philosophisch ziemlich tief und statistisch notorisch schwierig in den Griff zu bekommen sind, so sind sie dennoch wichtig und können nicht einfach ignoriert werden. Da die Messung derart schwierig ist, gehen Sozialwissenschaftler häufig von einem theoretischen Modell aus, das die Kausalität erklärt und überprüfen anschließend, inwieweit dieses Modell mit den beobachtbaren Daten kompatibel ist.

Dies ist ein Grund dafür, warum Ökonometrikerinnen der Theorie in der Regel eine weit größere Bedeutung beimessen als Statistikerinnen. Während *‘data mining’* und *‘measurement without theory’* unter Statistikern durchaus hoffähig ist, gilt dies bei Ökonometrikern häufig als Zeitverschwendung, wenn nicht gar als grober Unfug.

Ein einfaches Beispiel, das bereits auf die Arbeit der Cowles-Commission zurück geht, soll dieses ‘Primat der Theorie’ veranschaulichen.

Das Identifikationsproblem: Stellen Sie sich vor, sie erhalten den Auftrag eine Nachfragefunktion zu schätzen. Sie sammeln dazu die in der Vergangenheit beobachtete Preise und Mengen, und verwenden diese um mit Hilfe einer einfachen Regression eine Gerade in diese Punktwolke hineinzuschätzen.

Panel a) in Abbildung 1.6 (Seite 11; Folien: lokal, www) zeigt die beobachteten Punkte sowie eine Regressionsgerade, die aus diesen Beobachtungen geschätzt wurde.

Aber wer garantiert Ihnen eigentlich, dass es sich dabei tatsächlich um eine Nachfragefunktion handelt, und nicht um eine Angebotsfunktion wie in Panel b)?

Tatsächlich ist jeder beobachtete Punkt ein Schnittpunkt einer Nachfrage- und Angebotsfunktion (siehe Panel c) und d)), und deshalb gibt es keine Möglichkeit aus diesen Daten eine Nachfrage- oder Angebotsfunktion zu schätzen. Die Daten enthalten in diesem Fall einfach nicht genügend Informationen um die Steigungen von Angebots- und Nachfragefunktion zu messen. Eine unendliche Anzahl von Angebots- und Nachfragefunktionen sind mit diesen Daten kompatibel, es gibt keine Möglichkeiten aufgrund dieser Beobachtungen die wahre Nachfragefunktion zu schätzen. Für Ökonometriker ist dies ein Beispiel für das *Identifikationsproblem*, das in der Ökonometrie einen zentralen Stellenwert einnimmt und uns im Laufe der Veranstaltung noch häufiger begegnen wird.

Um z.B. die Nachfragefunktion *identifizieren* zu können ist zusätzliche Information erforderlich, und um zu erkennen welche Information erforderlich ist, benötigt man

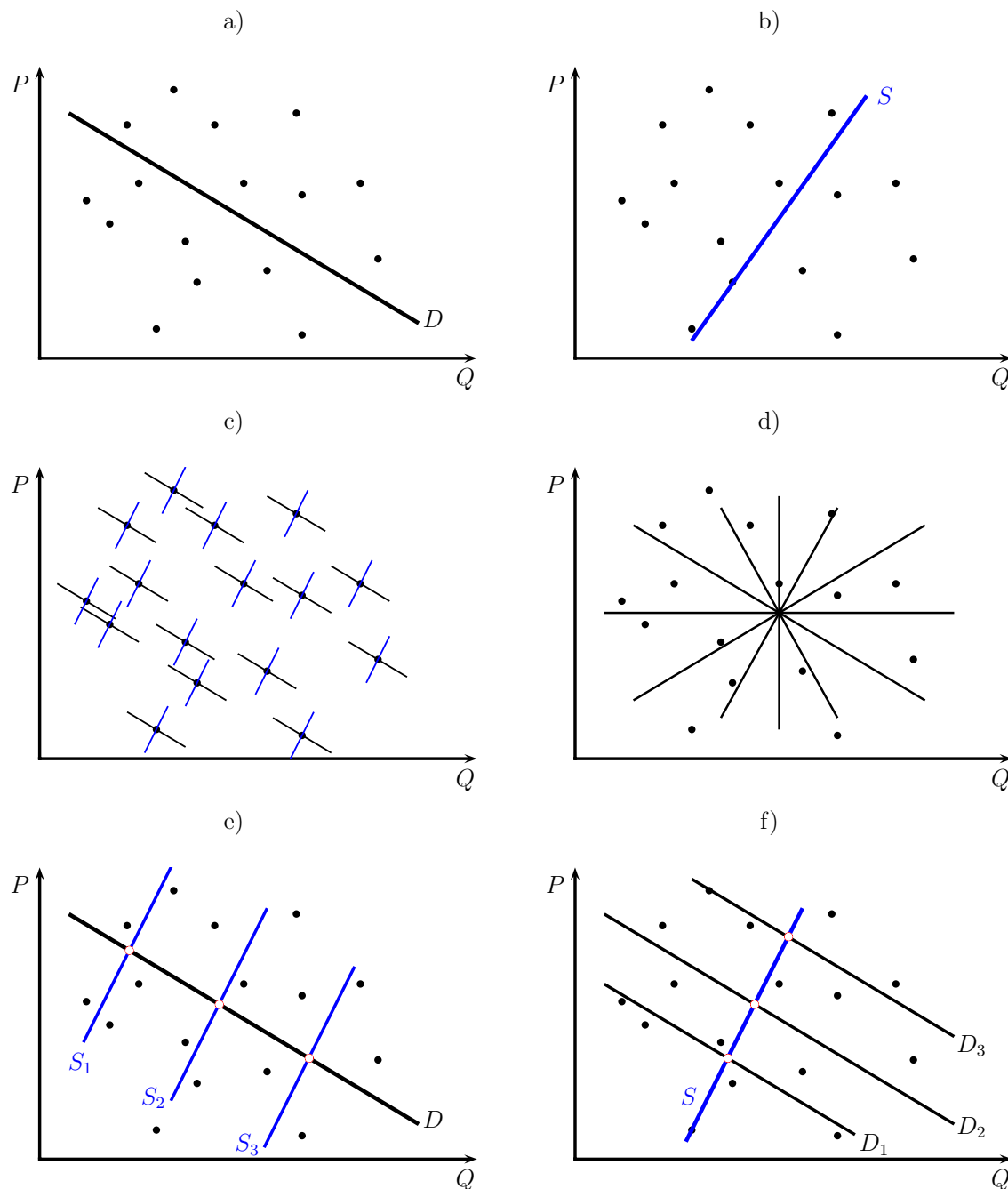


Abbildung 1.6: Das Identifikationsproblem (Folien: lokal, www)

eine Theorie. Stellen wir uns vor, bei dem untersuchten Markt handelt es sich um einen Kartoffelmarkt. Wir wissen, dass das Kartoffelangebot u.a. von den Wetterbedingungen abhängt, und dass die Wetterbedingungen exogen sind. Außerdem vermuten wir, dass die Wetterbedingungen nur einen vernachlässigbar kleinen Einfluss auf die Kartoffelnachfrage haben. Das bedeutet, dass Wetterschwankungen zwar die Angebotsfunktion verschieben, aber keinen Einfluss auf die Nachfragefunktion haben. Wenn zusätzliche Daten für die Wetterbedingungen zur Verfügung stehen wird die Nachfragefunktion identifizierbar, und damit schätzbar, denn die Verschiebung der Angebotsfunktion erlaubt einen Rückschluss auf die Lage und Steigung der Nachfragefunktion (siehe Abbildung 1.6, Panel e)). Diese zusätzliche Information über

die Angebotsfunktion hilft aber nicht für die Identifikation der Angebotsfunktion, diese ist trotzdem nicht schätzbar.

Wenn aber z.B. zusätzlich Daten über das Einkommen der Konsumenten verfügbar wären, und das Einkommen nur die Nachfragefunktion verschiebt, aber keinen Einfluss auf die Angebotsfunktion hat, so wird dadurch auch die Angebotsfunktion identifizierbar.

Um Nachfrage- und Angebotsfunktionen überhaupt schätzen zu können ist deshalb zuerst ein theoretisches Modell erforderlich. Die Cowles Commission hat darüber hinaus gezeigt, dass die Anwendung einfacher Schätzverfahren im Fall simultaner Gleichungen sogar dann zu systematisch verzerrten Ergebnissen führt, wenn alle Gleichungen identifiziert sind. Für die Schätzung solcher Systeme wurden spezielle Schätzmethoden entwickelt, die in solchen Fällen bessere Ergebnisse liefern (z.B. die Methode zweistufiger kleinsten Quadrate).

Dass dieses Identifikationsproblem keineswegs ein "alter Hut" ist beweist folgendes Zitat:

"For fifty years methods have existed to diagnose whether a conceptual model is unidentifiable, but it appears marketing scholars do not regularly check identification before estimation. To confirm this, all conceptual models published in the Journal of Marketing from 1995 to 1999 are analyzed using the traditional diagnostic methods for identification. [...] Two-thirds of the published conceptual models contain relationships that are unidentifiable. These relationships have been empirically estimated, although it is impossible to measure their parameters validly. The published empirical estimates are spurious and cannot be trusted to represent the behavior they claim to measure until the identification problem has been corrected. The theory, not the statistics, must change to validate the measurements, so the paper concludes with suggestions that can help avoid unidentifiable conceptual theories." (Hess, J.D. (2001): "Unidentifiable Relationships in Conceptual Marketing Models", Review of Marketing Science WP No. 316)

1.3 Ökonometrisches Arbeiten

"Erst die Theorie entscheidet darüber, was man beobachten kann."

(Albert Einstein)

Ökonometrisches Arbeiten ist zu einem guten Teil Handwerk, und deshalb – wie jedes schöne Handwerk – auch zu einem guten Teil Kunst. Wenn im Folgenden eine schematische Übersicht gegeben wird, so soll dies nur die Orientierung erleichtern, die Kunst und der Spaß kommen beim tatsächlichen Arbeiten.

Auf einem sehr hohen Abstraktionsniveau kann der Arbeitsprozess in folgende Schritte zerlegt werden:

1. Theoretische Analyse der Zusammenhänge und Erstellung eines adäquaten mathematischen Modells.
2. **Spezifikation:** auf Grundlage der verfügbaren theoretischen Erkenntnisse und unter Bedachtnahme auf die Verfügbarkeit der Daten wird ein ökonometrisches Modell aufgestellt. Die reine Theorie liefert in der Regel nur eine Erwartung über die Art der Zusammenhänge (das erwartete Vorzeichen), aber keine Aussagen über die zu erwartenden quantitativen Größenordnungen. Für die konkrete Spezifikation des ökonometrischen Modells sind v.a. drei Entscheidungen zu treffen:
 - (a) Funktionale Form: theoretische Modelle liefern in der Regel nur qualitative Aussagen über die zu erwartenden Zusammenhänge. Um die Modelle schätzen zu können muss eine funktionale Form (z.B. linearer oder log-linearer Zusammenhang) gewählt werden.
 - (b) Zu berücksichtigende Variablen: Theorien berücksichtigen meist nur die unmittelbar interessierenden Variablen. Häufig sind diese Variablen aber nicht direkt beobachtbar, und man muss sich mit Proxies behelfen. Noch häufiger reichen die im theoretischen Modell vorkommenden Variablen nicht aus, um ein Phänomen adäquat abzubilden. Im ökonometrischen Modell müssen deshalb meist weitere Variablen berücksichtigt werden, die im theoretischen Modell nicht vorkommen. Irrtümer bei dieser Entscheidung können gravierende Folgen haben und zu unsinnigen Schätzergebnissen führen (*omitted variable bias*).
 - (c) Eigenschaften des Störterms: kein noch so großes Modell kann (und soll) alle Einflussfaktoren berücksichtigen, es bleibt immer ein ‘*unerklärter Rest*’, der seinen Niederschlag in einem Störterm findet. Diese Störgröße spielt für die statistische Auswertung eine fundamentale Rolle, und es müssen Annahmen über diesen Störterm getroffen werden.
3. **Schätzung:** wenn Daten und eine geeignete Spezifikation vorliegen können die unbekannt Parameter des Modells geschätzt werden. Je nach der Problemstellung ist eine dafür geeignete Methode zu wählen. In der Ökonometrie werden dazu sehr häufig regressionsanalytische Verfahren herangezogen.
4. **Spezifikationstests:** wenn eine Schätzung vorliegt ist zu überprüfen, ob die Schätzergebnisse in Bezug auf mehrere Qualitätskriterien ‘zufriedenstellend’ sind (was darunter genauer zu verstehen ist wird in späteren Kapiteln ausführlich erläutert). Im Bereich der Spezifikationstests wurden in den letzten Jahren rasante Fortschritte erzielt, und er zählt auch heute noch zu einem der spannendsten Forschungsgebiete der theoretischen Ökonometrie. Wenn die Schätzergebnisse die Anforderungen nicht oder nur ungenügend erfüllen, muss das Modell neu spezifiziert werden. Eventuell müssen auch die theoretischen Grundlagen neu überdacht werden und/oder die Datengrundlage muss einer Überprüfung unterzogen werden.
5. **Anwendung des Modells:** wenn die Spezifikationstest (manchmal ganze Testbatterien) zufriedenstellende Ergebnisse liefern kann das Modell verwendet

werden, um entweder Prognosen zu erstellen, oder um ‘*was wäre wenn*’ Fragen zu beantworten, d.h. Simulationen durchzuführen. Diese Resultate können auch wieder neue theoretische Einsichten liefern.

Dieser Prozess ist in Abbildung 1.7 schematisch dargestellt.

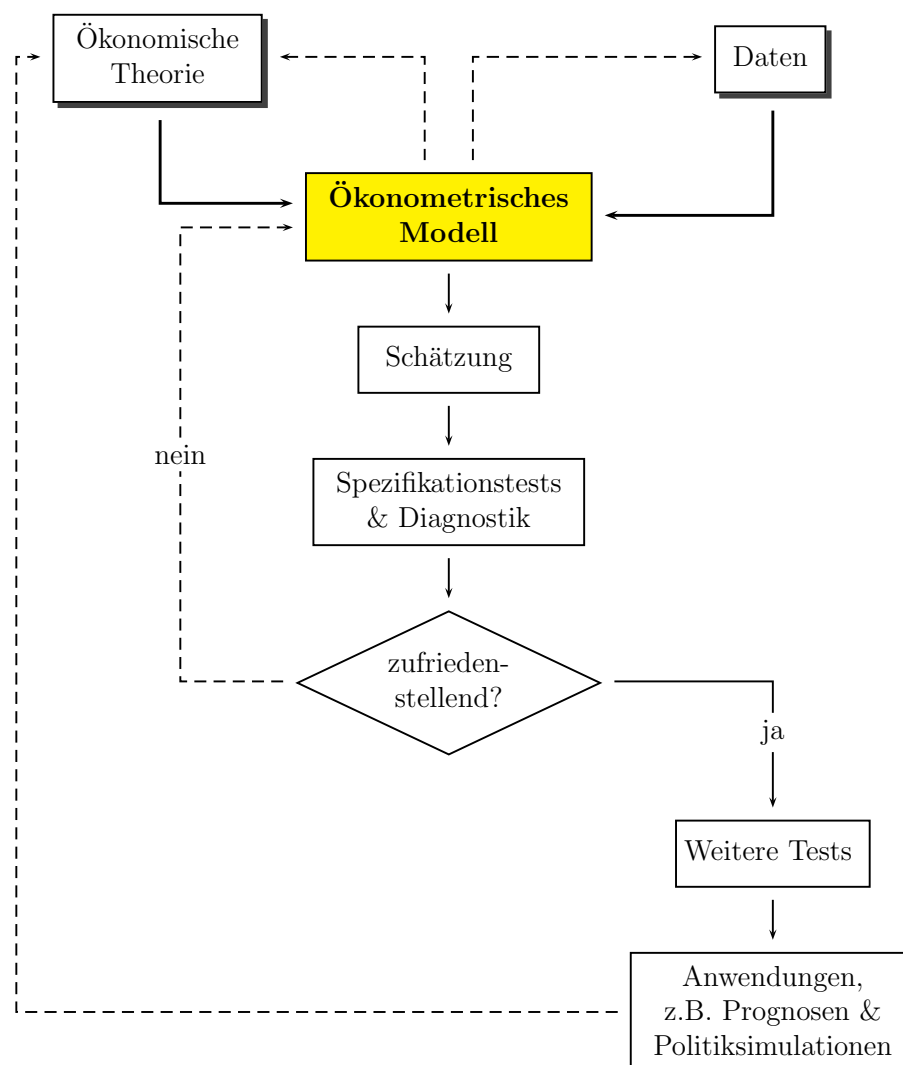


Abbildung 1.7: Schematische Darstellung des ökonometrischen Arbeitens (nach Maddala, 2001, S. 8)

Die vorhin geschilderte Vorgangsweise ist sehr abstrakt und etwas abgehoben. Deshalb sollen im folgenden einige Beispiele eine etwas konkretere Vorstellung vom ökonometrischen Arbeiten vermitteln. Bereits jetzt sei aber darauf hingewiesen, dass für die praktische ökonometrische Arbeit nicht nur fundierte Kenntnisse der Methoden erforderlich sind, sondern dass die Anwendung der Methoden und die Beurteilung der Ergebnisse darüber hinaus ein beträchtliches Maß an Know-how, Fingerspitzengefühl und Erfahrung erfordert.

Wir wollen nun die typische Vorgangsweise anhand der Schätzung einer einfachen keynesianischen Konsumfunktion etwas ausführlicher erläutern und anschließend einige weitere Beispiele geben.

1.3.1 Keynesianische Konsumfunktion

Theoretische Grundlagen

Aus der Makroökonomik ist Ihnen sicherlich noch die keynesianische Konsumtheorie in Erinnerung. Eine übliche keynesianische Konsumfunktion sollte folgende Eigenschaften aufweisen:

1. Die Konsumausgaben sind eine “stabile” Funktion des Einkommens:

$$C = C(Y)$$

2. die *marginale Konsumneigung* liegt zwischen Null und Eins:

$$0 < \frac{dC}{dY} < 1$$

3. Die marginale Konsumneigung ist kleiner als die durchschnittliche Konsumneigung:

$$\frac{dC}{dY} < \frac{C}{Y}$$

4. Durchschnittliche Konsumneigung sinkt mit steigendem Einkommen

$$\frac{\partial (\frac{C}{Y})}{\partial Y} < 0$$

Es gibt aber eine ganze Reihe von Spezifikationen, die mit dieser Theorie konsistent sind z.B.:

- $C_t = \beta_1 + \beta_2 Y_t + \varepsilon_t$
- $\log(C_t) = \beta_1 + \beta_2 \log(Y_t) + \varepsilon_t$
- $C_t = \beta_1 + \beta_2 Y_t + \beta_3 Y_{t-1} + \varepsilon_t$
- $C_t = \beta_1 + \beta_2 Y_t + \beta_3 C_{t-1} + \varepsilon_t$
- $C_t = \beta_1 + \beta_2 Y_t + \beta_3 Y_{t-1} + \beta_3 Z_t + \varepsilon_t$

mit C_t ... Konsum

Y_t ... verfügbares Einkommen

Z_t ... weitere Variable, die den Konsum beeinflusst, z.B. Vermögen

ε_t ... stochastischer Störterm

Welches dieser Modelle am “besten” ist, ist a priori nicht ganz einfach zu beurteilen. Mögliche Kriterien wären z.B.

- Relevanz
- Einfachheit

- theoretische Plausibilität
- Erklärungsfähigkeit
- Genauigkeit und Robustheit der geschätzten Koeffizienten
- Prognosefähigkeit
- ...

Obwohl auch einige statistische Tests bekannt sind, die Hinweise für eine geeignete Spezifikation geben können, ist in der Regel viel Erfahrung erforderlich, um eine adäquate Spezifikation finden zu können.

Daten

Um die Relevanz des theoretischen Modells beurteilen zu können muss es mit den 'Daten' (Beobachtungen) konfrontiert werden.

Je nach Organisation der Daten kann man unterscheiden zwischen

- **Zeitreihen:** ein Untersuchungsobjekt wird in regelmäßigen Zeitabständen beobachtet; z.B. das GNP Österreichs im Zeitraum 1980 - 2004.
- **Querschnittsdaten:** viele Untersuchungsobjekte werden zu einem Zeitpunkt beobachtet; z.B. das GNP aller OECD Länder im Jahr 2004.
- **Pooldaten:** Wiederholte Ziehungen von Querschnittsdaten; dabei werden für mehrere Zeitpunkte Querschnittsdaten erhoben, wobei kein Wert darauf gelegt wird, jedes Mal die gleichen Untersuchungsobjekte zu beobachten; z.B. wenn in regelmäßigen Zeitabständen 1000 Österreicher zu einem Thema befragt werden, aber nicht notwendigerweise immer die gleichen Personen.
- **Panel-Daten:** mehrere, aber immer die gleichen Untersuchungsobjekte werden in regelmäßigen Zeitabständen beobachtet; z.B. das GNP aller OECD Länder im Zeitraum 1980 - 2004 (gewissermaßen eine Kombination von Zeitreihen- und Querschnittsdaten).

Tabelle 1.1 zeigt Daten der Volkswirtschaftlichen Gesamtrechnung für Österreich von 1990 – 2001 (real, in Mio. Euro; Quelle: Wifo). In Abbildung 1.8 werden diese Daten grafisch dargestellt.

Wir interessieren uns für den Zusammenhang zwischen privatem Konsum und GNP. Diesen können wir darstellen, indem wir diese beiden Variablen in einem Streu- bzw. Scatter-Diagramm gegeneinander auftragen (siehe Abbildung 1.9, Seite 18).

Tabelle 1.1: VGR-Daten für Österreich (real, in Mio. Euro; Quelle: Wifo)

Jahr	GNP	BINV	CPRIV	COEFF	Ex	Im
1990	155261.5	37013.4	83552.2	30452.2	55386.2	53419.5
1991	160116.9	38823.2	85588.3	31429.0	58281.0	56543.5
1992	163908.3	38436.3	88075.6	32537.4	59148.8	57307.8
1993	164333.6	37659.1	88881.8	33752.8	58292.0	56690.0
1994	168663.2	39739.9	90899.5	34771.0	61550.8	61329.4
1995	172287.4	41884.3	93230.6	35218.0	63410.5	64790.3
1996	175008.2	41707.5	96211.0	35632.6	66735.7	67997.4
1997	176920.6	42981.0	98234.6	35107.9	74982.0	76177.8
1998	183490.1	44525.7	100938.4	36077.1	80869.6	80656.5
1999	188218.1	45499.4	103732.1	36866.9	87935.7	87772.8
2000	192664.2	47127.0	106360.7	37185.0	98650.8	97544.2
2001	193861.2	45883.8	107752.8	37121.8	104054.7	101064.0

mit GNP: Bruttonationalprodukt, BINV: Bruttoinvestitionen, CPRIV: Privatkonsum, COEFF: öffentlicher Konsum, Ex: Exporte, Im: Importe.

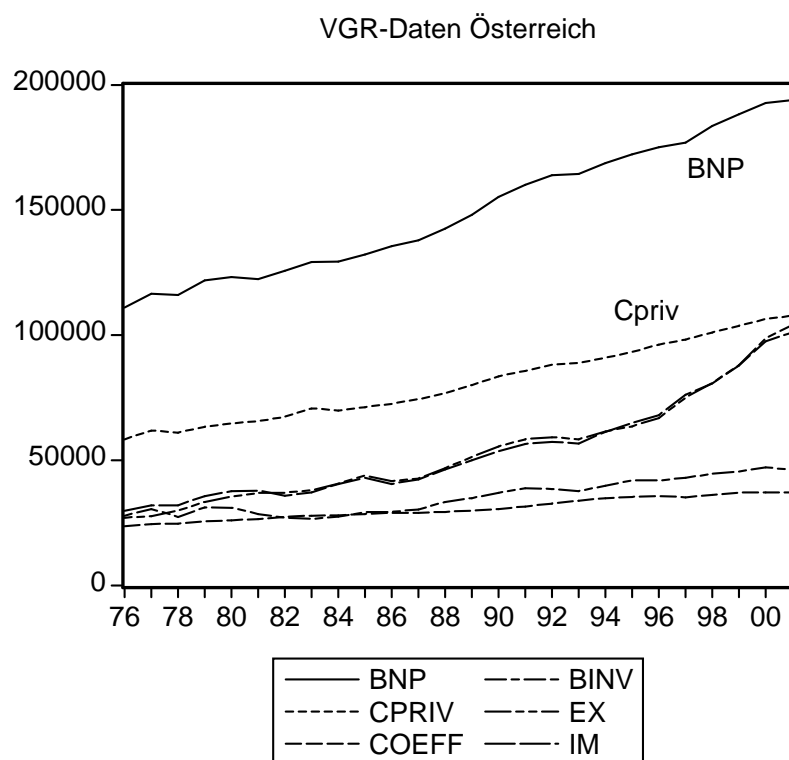


Abbildung 1.8: Abbildung der VGR-Daten für Österreich aus Tabelle 1.1

Schätzung und Beurteilung der Ergebnisse

Diese Aufgabe wird uns im Rest des Manuskripts vornehmlich beschäftigen. Im nächsten Kapitel werden wir untersuchen, wie man durch eine Punktwolke wie in Abbildung 1.9 eine Gerade der Form $C = \beta_1 + \beta_2 Y$ legen kann, die diese Da-

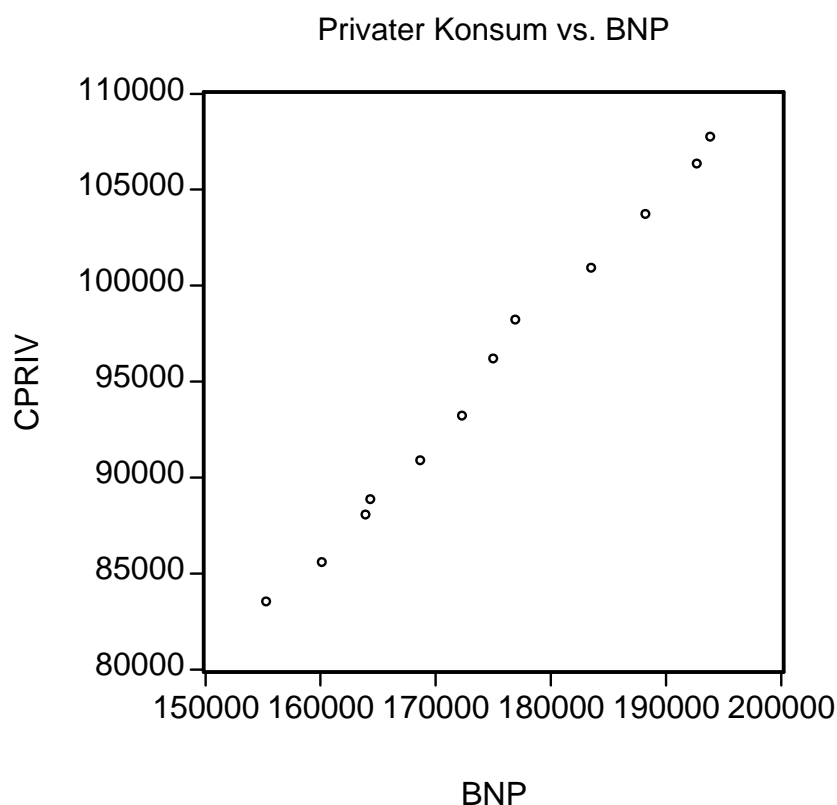


Abbildung 1.9: GNP vs. privater Konsum (Scatter-Diagramm)

ten ‘bestmöglich’ approximiert. An dieser Stelle sei schon mal verraten, dass die Parameter b_0 und b_1 berechnet werden können, indem die Summe der quadrierten Abweichungen minimiert wird, d.h.

$$\min_{\beta_1, \beta_2} \sum_{i=1}^N (C_i - \beta_1 - \beta_2 Y_i)^2$$

Der Subindex i bezeichnet dabei die i -te Beobachtung, also z.B. ist Y_1 das BNP im Jahr 1990 (d.h. $Y_1 = 155261.5$), und wir haben $N = 12$ Beobachtungen. Die genaue Vorgangsweise werden wir später ausführlich vorführen.

Für den Zeitraum 1990-2001 lässt sich für Österreich die folgende Konsumfunktion schätzen:

$$\text{CPRIV}_i = -15890.9 + 0.64\text{BNP}_i$$

Das negative Interzept widerspricht dem Hausverstand sowie der keynesianischen Annahme, dass die durchschnittliche Konsumneigung mit steigendem Einkommen sinkt.⁴ Um abzuschätzen, inwieweit dies ein Problem darstellt, müssten wir überprüfen, ob dieses Interzept in einem statistischen Sinne ‘signifikant’ ist.

Die grafische Abbildung der aus den obigen Daten geschätzten Konsumfunktion (d.h. die Regressionsgerade) finden Sie in Abbildung 1.10 (Seite 19).

⁴Wenn die Konsumfunktion z.B. $C = -\beta_1 + \beta_2 Y$ ist, ist die durchschnittliche Konsumneigung $C/Y = -\beta_1/Y + \beta_2$. Aufgrund des negativen Interzepts $-\beta_1$ nimmt diese mit steigendem Einkommen zu, da $d(C/Y)/dY = +\beta_1/Y^2$ (Quotientenregel).

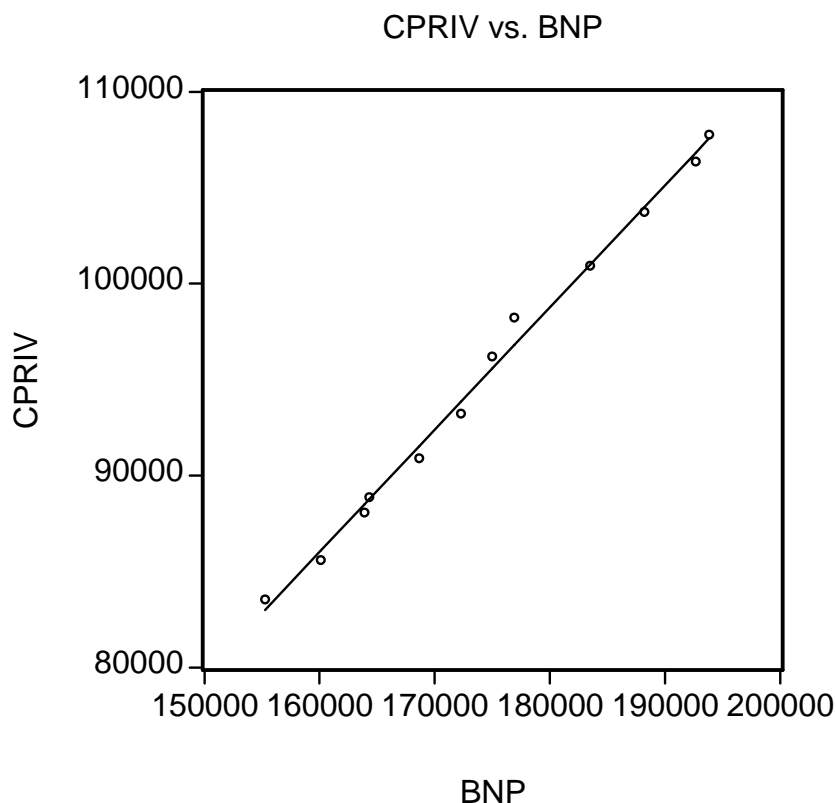


Abbildung 1.10: BNP vs. privater Konsum: Regressionsgerade

In diesem Fall ist also die marginale Konsumneigung kleiner als 1, steht also im Einklang mit der von Keynes aufgestellten Konsumhypothese.

Wir haben soeben nur die einfachste Spezifikation geschätzt, für tatsächliche Anwendungen würde man vermutlich mehrere Spezifikationen schätzen und ausgiebig testen, um die 'beste' Spezifikation ausfindig zu machen. Da wir die dazu erforderlichen Methoden noch nicht kennen gelernt haben, werden wir diesen Schritt überspringen.

Sollten die Eigenschaften der Schätzung zufriedenstellend sein könnte das Schätzergebnis z.B. verwendet werden um zu prognostizieren, wie sich ein Anstieg des BIP auf die Konsumausgaben auswirken würde. Oder die geschätzte Konsumfunktion könnte Teil eines makroökonomischen Modells sein, das uns die numerische Berechnung eines Multiplikators für Österreich oder die Erstellung von Wirtschaftsprognosen erlaubt.

Bereits hier sei aber erwähnt, dass die Schätzung einer solchen Konsumfunktion meist schwere Probleme aufwirft, auf die wir hier nicht eingegangen sind. Das Problem besteht darin, dass Einkommen und Konsum nicht nur über die Konsumfunktion $C = \beta_1 + \beta_2 Y$ zusammenhängen, sondern auch über die VGR-Identität $Y = C + I + G$. Diese Simultanität führt üblicherweise zu systematisch verzerrten Schätzungen. Mehr über diesen Simultanitätsbias – und was man dagegen unternehmen kann – erfahren Sie im Kapitel über simultane Gleichungssysteme.

Wenn Variablen auf mehr als eine Weise zusammenhängen, können sie in Mehrgleichungsmodellen abgebildet und geschätzt werden. Allerdings ist die Schätzung von

Tabelle 1.2: Auszug aus EU-SILC Daten für 2006

Nr.	EINK	BILDG	BERF	WEIBL
1	42000	15	29	0
2	33600	14	27	1
3	21348	8	25	1
4	32463	9	10	0
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
2165	31800	14	18	1
2166	42813	27	2	0

Mehrgleichungsmodellen etwas komplexer und wird deshalb erst in einem späteren Kapitel diskutiert.

1.3.2 Ausbildung und Einkommen

Ich vermute, Sie erwarten nach erfolgreichem Abschluss Ihres Studiums ein höheres Einkommen zu erzielen als Ihre SchulkollegInnen, die sich entschlossen haben nicht zu studieren. Aber um wieviel höher? Lässt sich abschätzen, was Ihnen ein zusätzliches Studienjahr an zusätzlichem Gehalt bringen wird?

Im Rahmen des Europäischen Statistischen System (ESS) werden unter anderem auch für Österreich regelmäßig Daten über Einkommen, Armut, soziale Ausgrenzung und Lebensbedingungen erhoben, die EU-SILC Daten (*Community Statistics on Income and Living Conditions*).

Die Statistik Austria stellt für Forschungs- und Studienzwecke eine Stichprobe aus diesen Daten unentgeltlich zur Verfügung⁵, und wir können diese Daten verwenden, um einen ersten Eindruck von dem Zusammenhang zwischen Einkommen und Ausbildung zu erhalten.

Die zur Verfügung stehende Stichprobe umfasst insgesamt 2166 Personen, die während des gesamten Jahres 2006 unselbständig beschäftigt waren. Die Variable EINK misst das Einkommen aus unselbständiger Erwerbstätigkeit (Jahresbetrag in Euro, Brutto 2006), die Variable BILDG die absolvierten Schuljahre zum Erhebungszeitpunkt⁶, BERF die Jahre an Berufserfahrung, und WEIBL das Geschlecht (die Variable WEIBL ist hat den Wert 1 für Frauen und den Wert 0 für Männer).

Tabelle 1.2 zeigt die ersten vier und letzten zwei Beobachtungen aus dieser Stichprobe.

Wenn man eine lineare Regression für den Zusammenhang zwischen Bruttoeinkommen EINK und Schuljahren BILDG schätzt erhält man folgendes Ergebnis:⁷

⁵Mikrodaten für Forschung und Lehre:

http://www.statistik.at/web_de/services/mikrodaten_fuer_forschung_und_lehre/index.html.

⁶Diese Variable BILDG wurde näherungsweise als Alter bei Berufsantritt minus sieben berechnet.

⁷Wie diese Methode funktioniert, lernen Sie im nächsten Abschnitt.

$$\text{EINK} = 12706 + 1883 \text{ BILDG}$$

$$(1419.6) \quad (125.6)$$

$$R^2 = 0.094, \quad n = 2166$$

Auf Grundlage dieser Regression würden wir erwarten, dass jemand ohne Schulbildung im Durchschnitt 12706 Euro verdient, und dass das Brutto-Jahreseinkommen mit jedem besuchten Schuljahr um 1883 Euro zunimmt ($d\text{EINK}/d\text{BILDG} = 1883$). Jemand mit 12 Schuljahren könnte demnach mit einem Bruttoeinkommen von $12706 + 1883 * 12 = 35302$ Euro rechnen.

Selbstverständlich hängt die Höhe des Brutto-Einkommens von einer Reihe weiterer Einflussfaktoren ab, wie z.B. der Berufserfahrung in Jahren (BERF), Geschlecht (WEIBL), in welcher Branche jemand beschäftigt ist, usw. Eine Reihe dieser Variablen wurde ebenfalls erhoben. Deren Einbeziehung führt zu folgendem Ergebnis:

$$\text{EINK} = -403 + 2368 \text{ BILDG} + 577 \text{ BERF} - 10385 \text{ WEIBL}$$

$$(1687.08) \quad (118.38) \quad (38.97) \quad (915.86)$$

$$R^2 = 0.233, \quad n = 2166$$

Nach dieser Schätzung würde ein zusätzliches Schuljahr *ceteris paribus*, d.h. wenn die Einflussfaktoren Berufserfahrung und Geschlecht kontrolliert werden, ein um 2368 Euro höheres Bruttoeinkommen erwarten lassen. Ein zusätzliches Jahr an Berufserfahrung bringt demnach *ceteris paribus* nur ein um 577 Euro höheres Jahres-Bruttoeinkommen.

Daraus geht auch hervor, dass Frauen im Durchschnitt ca. 10385 Euro weniger verdienen als Männer mit gleicher Ausbildung und Berufserfahrung! Nach diesen Schätzergebnissen wurden Frauen offensichtlich weit stärker diskriminiert als Farbtige.

Das negative Interzept würde bedeuten, dass Männer ohne Ausbildung und ohne Berufserfahrung ($\text{BILDG} = 0$ und $\text{BERF} = 0$) mit einem Jahreseinkommen von -403 Euro rechnen müssten! Dieses offensichtlich absurde Ergebnis erklärt sich daraus, dass in dieser Stichprobe niemand weniger als 6 Schuljahre absolviert hat.

Man müsste nun untersuchen, wie "verlässlich" dieses Ergebnis in statistischer Hinsicht ist, d.h. ob wir den Ergebnissen einigermaßen vertrauen können, oder ob wir damit rechnen müssen einem Zufallseffekt oder einem statistischen Artefakt aufgesessen zu sein. Wir werden später sehen, wie wir die in Klammern unter den Koeffizienten angegebenen Standardfehler dazu nützen können.

1.3.3 Autopreise

Angenommen, Sie möchten sich ein Auto einer bestimmten Type kaufen und möchten wissen, mit welchem jährlichen Wertverlust Sie rechnen müssen.

Für einen Toyota Avensis (Standardausführung) wurden z.B. die in Abbildung 1.11 wiedergegebenen Daten erhoben:

Preis	Alter
20800	1
14000	3
18000	2
11100	5
18900	1
⋮	⋮
15000	3
17500	2
10700	5
16900	3
17800	2

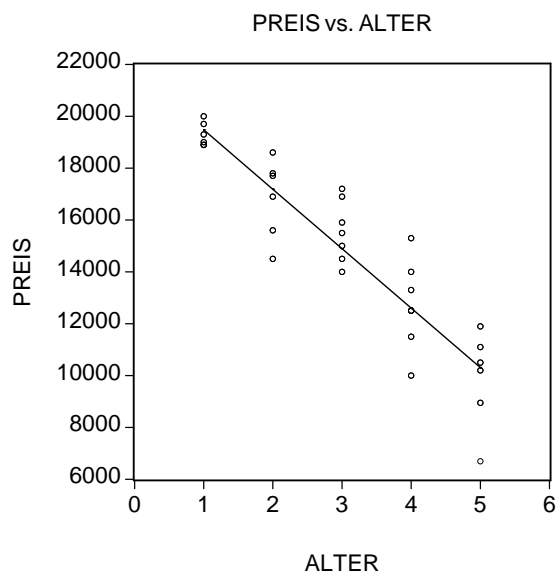


Abbildung 1.11: Preise und Alter von Gebrauchtautos (Toyota Avensis)

Die aus den Daten geschätzte Regressionsgleichung, die ebenfalls in Abbildung 1.11 eingezeichnet ist, lautet

$$\text{Preis} = 24160.88 - 2950.52 \text{ Alter}$$

Offensichtlich müssten wir mit einem Neupreis von ca. 24161 Euro rechnen (wenn Alter = 0), und der jährliche Wertverlust beträgt *im Durchschnitt* ca. 2950 Euro.

Natürlich vernachlässigt diese Analyse viele Einflussfaktoren auf den Preis, z.B. den Kilometerstand, Allgemeinzustand, Farbe, usw. (wir werden später lernen, wie man einfach zusätzliche Einflussfaktoren berücksichtigen kann). Ebenso ist die lineare Funktionsform fragwürdig, denn wäre diese über den ganzen Bereich ‘richtig’ würden Autos mit einem Alter von mehr als 8.2 Jahren zu einem negativen Preis verkauft! Wir werden später auch lernen, wie man geeignetere Funktionsformen für die Schätzung heranziehen kann.

Welchen Nutzen können Sie aus einer solchen Analyse ziehen? Vermutlich werden Sie sich vor allem Autos ansehen wollen, die unter der Regressionsgerade liegen – warum?

Allerdings könnte der niedrigere Preis dieser unter der Regressionsgerade liegenden Autos durch andere Variablen erklärt werden, z.B. Unfallschäden. Wenn diese Variablen beobachtbar sind kann man sich dagegen behelfen, indem man weitere sogenannte erklärende Variablen in das Modell aufnimmt. Dies tut das nächste Beispiel.

1.4 Einige methodologische Anmerkungen

“Methodology, like sex, is better demonstrated than discussed, though often better anticipated than experienced”

(Leamer, 1983, p. 40)

Der Methodologie⁸ eilt der Ruf voraus ein Tummelplatz für Personen zu sein, die von den Methoden selbst wenig verstehen (“those who cannot do economics turn to methodology”, (Hoover, 2005, 1). Trotzdem sind einige prinzipielle methodologische Einsichten auch für die praktische Arbeit äußerst nützlich und können helfen, dumme Fehler zu vermeiden.

Am einfachsten lässt sich das Problem anhand einer alten Erzählung erläutern, deren Ursprung auf dem indischen Subkontinent zu suchen ist:⁹

“Einige Inder brachten zu Leuten, die noch nie ein solches Tier gesehen hatten, einen Elefanten. Sie sperrten ihn in ein dunkles Zimmer und sprachen dann zu den Menschen draußen: ‘Geht hinein! Greift nach ihm mit den Händen und sagt uns, woran er euch erinnert!’ Der erste tat so, bekam den Rüssel zu fassen und sprach: ‘Dieses Tier gleicht einem Wasserschlauch.’ Der nächste betastete das Ohr, kam und erklärte: ‘Es ist einem Fächer ähnlich.’ Ein dritter, der an das Bein geriet, wurde an eine Säule gemahnt, und wieder einer, dessen Hand über den Rücken strich, behauptete: ‘Euer Tier ist wie ein Thron gebaut!’ So hatte jeder am Elefanten das begriffen, womit seine Hand in Berührung gekommen war, und so sehr sie auch stritten, beharrte doch jeder auf seinen Standpunkt. Alle sprachen eine Wahrheit aus, aber die ganze Wahrheit kannte keiner. Hätten sie im Licht einer Lampe den Elefanten, so wie er wirklich ist, sehen können: sie hätten erkannt, dass sie mit verschiedenen Worten dasselbe meinten. Doch immer verstehen die Menschen nur das, was die eigenen Finger umschließen.”

Dieses Märchen mag auf den ersten Blick etwas eigenartig erscheinen, warum das arme Tier nicht einfach aus dem dunklen Zimmer an das Tageslicht holen, damit es alle sehen können? Doch ganz so einfach ist es in der Realität leider nicht, tatsächlich geht es Wissenschaftlern häufig sehr ähnlich wie diesen Leuten bei der Beschreibung des Elefanten. Wissenschaftler stehen ebenso vor einem unbekanntem Phänomen, das sie aufgrund der Beschränktheit der Sinne und unseres Denkvermögens niemals vollständig wahrnehmen können. Wie schon früher erwähnt können wir die der Welt zugrunde liegenden Gesetzmäßigkeiten nicht direkt beobachten, sondern nur die von diesen Gesetzmäßigkeiten erzeugten Daten. Diese Daten werden aber von einer Vielzahl von sich gegenseitig beeinflussenden Kräften erzeugt, was die Analyse enorm erschwert.

⁸Die Methodologie ist eine Teildisziplin der Wissenschaftstheorie und versteht sich als *Lehre von den Methoden*.

⁹https://en.wikipedia.org/wiki/Blind_men_and_an_elephant

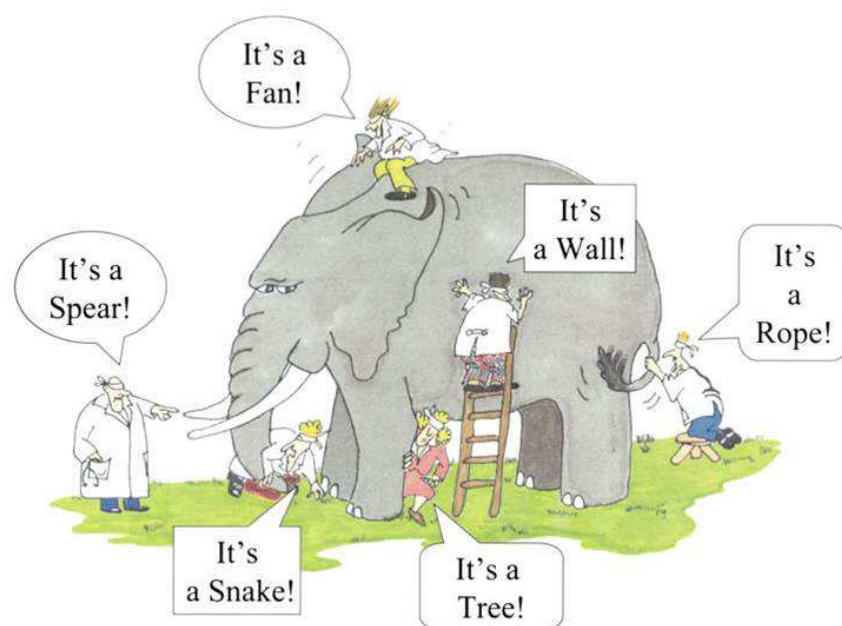


Abbildung 1.12: “Doch immer verstehen die Menschen nur das, was die eigenen Finger umschließen ...”

http://en.wikipedia.org/wiki/Blind_men_and_an_elephant

Naturwissenschaftler pflegen deshalb in Labors die einzelnen Einflussfaktoren zu isolieren, aber dieser Weg steht Sozial- und Wirtschaftswissenschaftlern nur in Ausnahmefällen offen¹⁰, sie können nur das Ergebnis *unter nicht kontrollierten Bedingungen* beobachten. Deshalb erstaunt es wenig, wenn unterschiedliche Wissenschaftler häufig verschiedene Interpretationsmuster für die selben Daten finden.

Wissenschaftliche Methoden können uns manchmal – ähnlich einer Taschenlampe – zumindest die Wahrnehmung etwas größerer Teilaspekte ermöglichen, aber in den meisten Fällen besteht ein guter Teil der wissenschaftlichen Arbeit darin, ein in sich *konsistentes* Bild (oder Modell) des Gesamtphänomens zu finden, das keinen Teilaspekten widerspricht.

Wenn wir zum Beispiel Phänomene wie den Klimawandel oder die Wirkungsweise von Ernährungsgewohnheiten untersuchen haben wir es ebenfalls mit äußerst komplexen Phänomenen zu tun, von denen wir aufgrund der Grenzen unseres Verstandes und unserer Sinnesorgane in der Regel nur Teilaspekte wahrnehmen und ‘verstehen’ können. Wissenschaftlerinnen versuchen in der Regel *widerspruchsfreie* Modelle solcher Phänomene zu entwickeln, die unter anderem für Prognosen herangezogen werden können. Dabei reicht es in der Regel nicht festzustellen, *ob* ein vermuteter Zusammenhang existiert, sondern man möchte wissen, *wie* und *warum* ein Zusammenhang funktioniert, denn nur dies ermöglicht einigermaßen vertrauenswürdige Prognosen.

Manche Wissenschaftstheoretiker (z.B. evolutionäre Erkenntnistheoretiker) vertreten die Meinung, dass selbst die Wahrnehmung bereits eine Theorie voraussetzt, d.h. dass jede Erklärung auf einer (manchmal nur impliziten) Modellvorstellung beruht.

¹⁰Vor allem im Bereich der Entscheidungstheorie haben experimentelle Methoden auch in den Wirtschaftswissenschaften enorm an Bedeutung gewonnen.

Der österreichische Nobelpreisträger von Hayek (1972) hat diesen Gedanken sehr schön auf den Punkt gebracht:

“Viele Muster der Natur können wir erst entdecken, *nachdem* wir sie gedanklich konstruiert haben. Systematische Konstruktion solcher Muster ist Aufgabe der Mathematik. Die Rolle, die die Geometrie in dieser Hinsicht in bezug auf die sichtbaren Muster spielt, ist nur das bekannteste Beispiel dafür. Die große Stärke der Mathematik liegt darin, dass sie es uns ermöglicht, abstrakte Muster zu beschreiben, die durch unsere Sinne nicht wahrgenommen werden können, und bei Mustern hohen Abstraktionsgrades jeweils Aussagen machen über die gemeinsamen Eigenschaften einer Hierarchie von Mustern oder einer Klasse von Mustern. Durch jede algebraische Gleichung oder jedes Gleichungssystem wird in diesem Sinne eine Klasse von Mustern definiert, und die individuelle Erscheinungsform dieser Art Muster wird dann im einzelnen spezifiziert, indem man für die Variablen bestimmte numerische Werte einsetzt.

Der irrtümliche Glaube, dass sich ein Muster immer von selbst enthüllt, wenn wir nur lange genug beobachten oder wenn natürliche Ereignisse in einer hinreichenden Anzahl von Fällen auftreten, ist wahrscheinlich durch die Fähigkeit unserer Sinne entstanden, gewisse Arten von Mustern spontan zu erkennen. Zwar trifft dies oft zu, es bedeutet jedoch nur, dass in diesen Fällen die theoretische Arbeit von unseren Sinnen bereits vorweg getan worden ist. Wo wir es jedoch mit Mustern zu tun haben, deren Erfassung zu lernen in unserer Entwicklung keine biologische Notwendigkeit bestand, müssen wir das Muster erst erfinden, ehe wir in den Phänomenen dessen Vorhandensein entdecken können – oder, ehe wir überprüfen können, ob es auf das, was wir beobachten, anwendbar ist.”

Kürzer hat diesen Gedanken der Archäologe Ludwig Curtius ausgedrückt, dessen letzte Worte angeblich waren “Man sieht nur, was man weiß”.

Das mag alles etwas hochgestochen klingen, immerhin ist nach einem berühmten Wort Albert Einsteins Wissenschaft nur eine ‘Verfeinerung’ des alltäglichen Denkens (“The whole of science is nothing more than a refinement of everyday thinking”), aber die philosophische Einsicht, dass unsere Erkenntnismöglichkeiten auch durch unser Denken beschränkt sind, hat weitreichende Bedeutung.

Für das Folgende ist es nützlich zwei prinzipiell unterschiedliche Ansätze für die Herleitung von “*wissenschaftlich fundierten Gesetzmäßigkeiten*”¹¹ kennenzulernen, die *deduktive* und die *induktive* Methode.

1.4.1 Empirismus versus Rationalismus

Die **deduktive Methode** ist historisch eng mit der philosophischen Schule des **Rationalismus** verknüpft (z.B. René Descartes [1596-1650], Gottfried W. Leibniz

¹¹In den Sozialwissenschaften gibt es kaum deterministische Gesetze, sondern meist probabilistische *ceteris paribus* Gesetze, z.B. ‘der Eintritt eines Ereignisses A erhöht unter sonst gleichen Bedingungen die Wahrscheinlichkeit des Eintritts eines Ereignisses B’.

[1646-1716]), die als grundlegende Methode für einen Erkenntnisgewinn ‘richtiges Denken’ betont, und dazu v.a. die Regeln der Logik und Mathematik heranzieht. Als Deduktion (oder deduktiven Schluss) bezeichnet man eine Schlussfolgerungsweise vom Allgemeinen auf das Besondere, bzw. einen Schluss, der bei Wahrheit der Prämissen und Beachtung der Regeln der Logik die Wahrheit des Schlusssatzes gewährleistet.

Beispiel: Alle Menschen sind sterblich. Alfred ist ein Mensch. Daraus folgt: Alfred ist sterblich.

Wenn die Prämissen wahr sind, dann garantieren deduktive Schlüsse, dass auch die Konklusion wahr ist. In anderen Worten, deduktive Schlüsse garantieren nicht die Wahrheit, aber die *Wahrheitsübertragung*.

Dies führt unmittelbar zum **Deduktionsparadoxon**: ein deduktiver Schluss kann nicht sowohl gültig als auch informativ sein, denn der Informationsgehalt der Konklusion ist niemals größer als jener der Prämissen! Man kann zwar aus Aussagen mit höherem Informationsgehalt solche mit niedrigerem Informationsgehalt deduzieren, aber nicht umgekehrt!

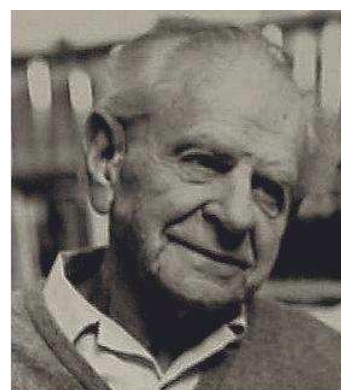
Im Gegensatz dazu betont die philosophische Schule des **Empirismus** (z.B. Francis Bacon [1561-1626], David Hume [1711-1776]) die Erfahrung und den **induktiven Schluss** als Methode zum Erkenntnisgewinn. Unter Induktion versteht man den Schluss von einzelnen Fällen auf eine ganze Klasse. Beispiel: ich beobachte am Attersee sehr viele weiße Schwäne; Schlussfolgerung: alle Schwäne sind weiß.

Aber bereits David Hume (1740) hat auf ein grundlegendes **Problem der Induktion** hingewiesen, demzufolge es keinen logisch stringenten Schluss vom Speziellen auf das Allgemeine gibt, das heißt, der Schluss von Einzelfällen auf ein allgemeingültiges Gesetz (Induktion) ist kein Beweis im Sinne der Logik.

Der folgende Witz veranschaulicht dies: Ein Betriebswirt, ein Soziologe, ein Physiker und ein Mathematiker fahren im Zug. Sie schauen aus dem Fenster und sehen ein schwarzes Schaf. Betriebswirt: “Hier sind die Schafe schwarz.” Soziologe: “Hier gibt es schwarze Schafe.” Physiker: “Genauer: Hier gibt es mindestens ein schwarzes Schaf.” Mathematiker: “Immer noch zu ungenau. Hier gibt es mindestens ein Schaf, das auf mindestens einer Seite uns zumindest schwarz erscheint.”

1.4.2 Poppers Falsifikationismus

Einen möglichen Ausweg aus diesem Dilemma zwischen Deduktionsparadoxon und Induktionsproblem hat **Sir Karl Popper** (1902-1994; “*Die Logik der Forschung*”, 1934) aufgezeigt, indem er auf eine grundlegende Asymmetrie hingewiesen hat: *Induktive Schlüsse können nie verifiziert werden, aber sehr wohl falsifiziert werden!*



Sir Karl Popper (1902-1994)

Zum Beispiel kann ein Gesetz wie “*alle Schwäne sind weiß*” nie bewiesen werden, da es unmöglich ist *alle* Schwäne der Vergangenheit und Zukunft zu beobachten.

Aber die Beobachtung eines einzelnen schwarzen Schwans reicht aus um dieses ‘Gesetz’ zu widerlegen!¹²

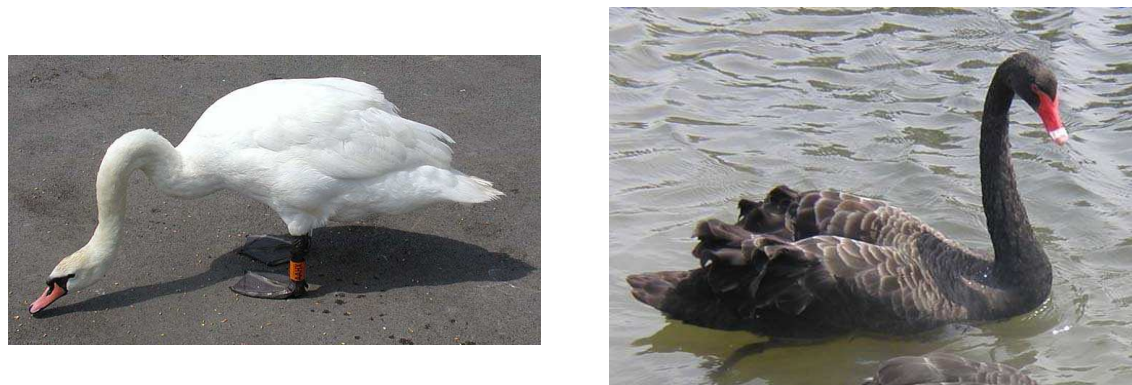


Abbildung 1.13: Die Beobachtung eines einzigen schwarzen Schwans reicht aus um ein Gesetz “Alle Schwäne sind weiß” zu widerlegen.

Diese Überlegungen führten zur philosophischen Schule des **Falsifikationismus**, der zufolge ein induktiver Satz (oder eine Theorie) dann und nur dann wissenschaftlich ist, wenn er falsifizierbar ist.

Wissenschaftliche Arbeiten sollten nach Popper einigen Kriterien genügen, z.B.

- Hypothesen müssen so formuliert werden, dass sie anhand von Beobachtungen *falsifizierbar* sind.
- Es müssen ernsthafte Versuche unternommen werden, vorgebrachte Hypothesen zu falsifizieren.
- Ergebnisse müssen intersubjektiv überprüfbar sein.
- Mit jedem überstandenen Falsifikationsversuch steigt der **Grad der Bewährung** an.
- alle wissenschaftliche Aussagen sind grundsätzlich fehlbar und revidierbar ⇒ *Fallibilismus*.
- Prinzipielle Offenheit gegenüber Kritik: ⇒ *Kritischer Rationalismus*.

Vereinfacht wird diese Vorstellung wissenschaftlichen Arbeitens in Abbildung 1.14 veranschaulicht. Die Anwendung ökonometrischer Methoden kann Forschern zwar helfen aus Beobachtungen Hypothesen zu generieren, indem Sie hilft das Datenmaterial geeignet darzustellen, aber die wichtigere Rolle der Ökonometrie besteht vermutlich darin, die Kompatibilität der aus der Theorie deduzierten Schlussfolgerungen mit den empirischen Beobachtungen zu überprüfen.

¹²“No amount of experimentation can ever prove me right; a single experiment can prove me wrong”, A. Einstein.

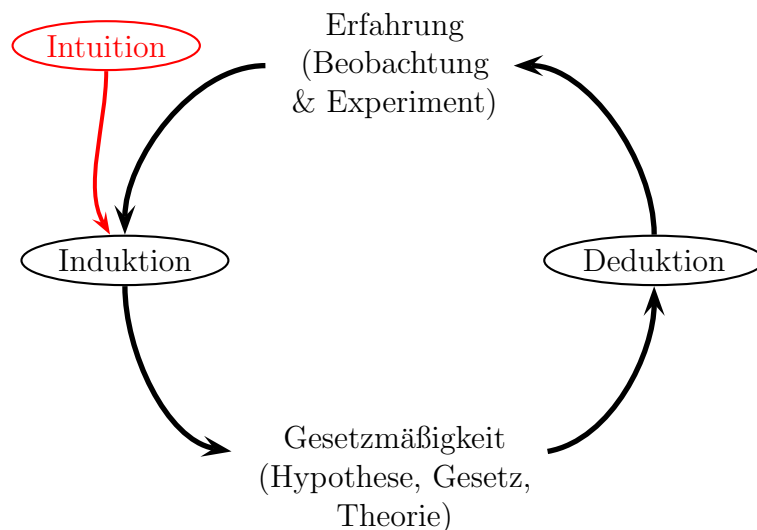
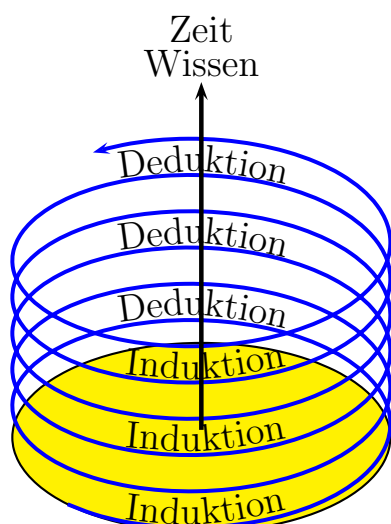


Abbildung 1.14: Induktion & Deduktion



(Pieter Bruegel, 1525-69)

Abbildung 1.15: ‘Bilder’ des wissenschaftlichen Fortschritts

Indem ökonometrische Methoden die Konfrontation von empirischen Beobachtungen (Daten) mit der Theorie (oder theoretischen Erwartungen) ermöglichen, tragen sie auch zum wissenschaftlichen Fortschritt bei.

Wissenschaftlicher Fortschritt über die Zeit erfolgt in einer solchen Sichtweise durch die wiederholte Anwendung dieser ‘Regeln’ (vgl. Abbildung 1.15), wobei die Bedeutung der Intuition keineswegs geleugnet wird.

In mancher Hinsicht ähnelt der Wissenschaftsbetrieb in dieser Hinsicht einem riesigen Bauwerk, an dem tausende von Baumeistern (bzw. Wissenschaftlerinnen) über hunderte von Jahren arbeiten, und jeweils auf den Fundamenten ihrer Vorgänger aufbauen. Um die Stabilität dieses “Gebäudes” sicherstellen zu können ist es unverzichtbar, dass alle Beteiligten exakte Pläne ihres Teils der Arbeit hinterlassen, bzw. in unserem Fall, dass alle Schlussfolgerungen, Experimente etc. *reproduzierbar* (d.h. intersubjektiv nachvollziehbar) sind.

Diese Idee bildet die Grundlage für die **hypothetisch-deduktive Methode**, die

häufig als als Inbegriff einer (natur-)wissenschaftlichen Arbeitsweise gesehen wird. Vereinfacht kann man diese Methode folgendermaßen darstellen:

1. Man versucht gemachte Beobachtungen und Erfahrungen zu ‘erklären’. Falls bisherige Theorien keine überzeugende Erklärung liefern ...
2. ...stellt man Vermutungen an, was ‘hinter’ diesen Beobachtungen stehen könnte. Daraus sollte eine konsistente theoretische Erklärung hervorgehen, die in weiterer Folge die Bildung konkreter Hypothesen erlaubt.
3. Auf Grundlage dieser Hypothesen werden Schlussfolgerungen angestellt und Vorhersagen abgeleitet. Welche Konsequenzen würden wir erwarten, wenn die Hypothesen unter 2. wahr sind?
4. Gibt es empirische Evidenz (Beobachtungen oder Experimente), die mit den unter 3. erwarteten Schlussfolgerungen in Widerspruch stehen?
Falls solche Widersprüche auftreten muss in Schritt 2. eine ‘tragfähigere’ Erklärung gefunden werden, und Schritte 3. und 4. werden wiederholt.

(vgl. https://en.wikipedia.org/wiki/Hypothetico-deductive_model).

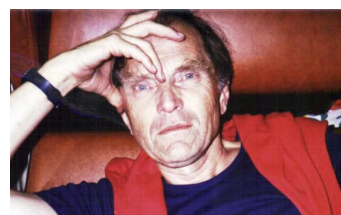
1.4.3 Kritik am Falsifikationismus und weitere Entwicklungen

Obwohl der Falsifikationismus vermutlich auch heute noch die populärste wissenschaftstheoretische Schule ist regte sich bereits früh Kritik daran.

Zum einen sind Theorien äußerst komplexe Gebilde, die aufgrund von Operationalisierung, Hilfsannahmen, Hintergrundwissen usw. kaum je eindeutig falsifizierbar sind. Zudem können Hypothesen häufig nicht isoliert, sondern nur im Kontext einer umfassenden Theorie überprüft (falsifiziert) werden (Quine-Duheme-These). Durch Hinzunahme weiterer Annahmen etc. können zuerst widersprechende Beobachtungen fast immer in einer weiteren Form der Theorie ‘untergebracht’ werden. Dies schränkt den praktischen Wert dieser Methodologie massiv ein.

Zum anderen zeigten historische Beobachtungen, dass ‘wissenschaftliche Revolutionen’ meist nach anderen Mustern ablaufen als sie von Popper postuliert wurden. Bekannt wurde insbesondere der Physiker **T.S. Kuhn** (1922 – 1996), der in seinem Buch “Die Struktur wissenschaftlicher Revolutionen” überzeugend darlegt, dass die Entwicklung der Wissenschaften nicht durch ein fortschreitendes Anwachsen des Wissensvorrates durch Akkumulation gekennzeichnet ist, sondern immer wieder Brüche und Revolutionen aufweist.

Eine dezidierte Gegenposition zum Falsifikationismus vertrat zum Beispiel auch der österreichische Wissenschaftstheoretiker **Paul Feyerabend** (1924 – 1994; “*Against Method: Outline of an Anarchist Theory of Knowledge*”, 1974), dessen Name bis heute untrennbar mit der Parole “*Anything goes*” verknüpft ist.



Nach Feyerabend gibt es immer wieder Situationen, in denen man eine bis dato fruchtbare methodische Regel übertreten muss, will man den Erkenntnisfortschritt nicht hemmen. Das strikte Festhalten an methodischen Regeln impliziert eine Dogmatisierung der ihnen zugrunde liegenden inhaltlichen Annahmen, was die Forschung behindern und im Extremfall zum Stillstand bringen kann.

Der heutige Wissenschaftsbetrieb folgt weitgehend einem eher pragmatischen Ansatz. Aber auch wenn die Diskussion wissenschaftstheoretischer Fragen heute im Allgemeinen in den Hintergrund gerückt ist, so bleiben einige Einsichten für die Interpretation empirischer Ergebnisse dennoch von Bedeutung, zum Beispiel die grundlegende Einsicht, dass es *keine empirischen Beweise gibt, bestenfalls Gegenbeispiele!*

Für *probabilistische ceteris paribus Gesetze*, wie sie in den Sozialwissenschaften üblich sind, ist es mit endlichen Datenmengen auch unmöglich einen strikten Gegenbeweis zu führen, d.h. sie zu falsifizieren. Dennoch kann die Ökonometrie beitragen unser nützliches Wissen über die ‘Welt’ zu mehren.

Auf den Punkt gebracht:

Die Ökonometrie liefert keine fertigen Wahrheiten auf dem Silbertablett, aber sie legt der Phantasie Zügel an und setzt unserem Wunschdenken Grenzen.

1.5 Ziel dieses Kurses

“Es gibt keine Tatsachen, es gibt nur Interpretationen.”
(Friedrich Nietzsche)

Dieser Kurs verfolgt im wesentlichen drei Zielsetzungen:

1. Dieser Kurs will Ihnen das ‘Handwerkszeug’ der ökonometrischen Arbeit soweit vermitteln, dass Sie die grundlegenden Methoden souverän anwenden und eigenständige empirische Untersuchungen problemlos durchführen können. Dabei werden Sie auch lernen empirische Ergebnisse korrekt zu beurteilen, und darüber hinaus ein Gefühl für den ‘Gestaltungsspielraum’ bei empirischen Analysen bekommen.
2. Ein guter Teil der Methoden, die Sie in Ihrem späteren Leben benötigen werden, ist heute noch gar nicht bekannt. Wenn Sie unabhängig und selbständig werden wollen sind Sie häufig gezwungen, sich die adäquaten Methoden selbst anzueignen. Dazu benötigen Sie ein solides Grundlagenwissen, das Sie in die Lage versetzt, auch ein fortgeschrittenes Lehrbuch oder einen wissenschaftlichen Artikel selbständig studieren und verstehen zu können. Dieser Kurs will Ihnen die dazu erforderlichen Grundlagen vermitteln. Für diesen Zweck reicht es nicht zu lernen, wie man sich durch ein entsprechendes Programmpaket “durchklickt” und den Output dieses Programmpakets einigermaßen korrekt interpretiert, dazu bedarf es eines tieferen Verständnisses der Methoden. Dieser Kurs will Ihnen “einen Rucksack an Hintergrundwissen” mitgeben, der Ihnen im späteren Leben hilft – und es hoffentlich auch verschönert.

3. Unser Wissen über die Welt ist begrenzt. Selbst durch die Anwendung der neuesten 'high-tech' Methoden sind viele Fragen nicht endgültig beantwortbar. Dieser Kurs will Ihnen auch die Grenzen der Möglichkeiten aufzeigen, und Sie in diesem Sinne zu einer gewissen Art von Bescheidenheit anregen.

Im Kern möchte dieser Kurs zu einer neuen Art des Denkens anregen, und nicht zuletzt zu einer gründlichen Skepsis. In dem Spionageroman *"Restless"* von William Boyd (Bloomsbury 2006, p. 176) erklärt der alte Meisterspion Romer seiner jungen Geliebten:

"Never believe anything, Romer said, never, never. Always look for the other explanations, the other options, the other side."

Gute Wissenschaftlerinnen haben etwas mit Spionen gemeinsam, sie fragen sich ständig

"Was könnte das, was wir zu sehen glauben, sonst verursacht haben als das, was wir zu sehen wünschen?"

In diesem Sinne werden wir uns mit den folgenden Kapitel auf eine weite Reise begeben, wir wünschen Ihnen dabei viel Spaß!

Bon voyage.

Einige Literaturhinweise

Es gibt eine unüberschaubare Zahl wirklich hervorragender Lehrbücher zur Ökonometrie, die alle zu nennen den Rahmen sprengen würde. Deshalb seien hier nur einige wenige erwähnt, von denen dieses Manuskript in besonderem Ausmaße profitiert hat, und von denen auch Teile übernommen wurden.

Sehr einfach geschrieben – also auch als Bettlektüre geeignet – sind z.B. die einführenden Lehrbücher von Gujarati (2002) oder Studenmund (2002). Auf etwas fortgeschrittenerem Niveau sind z.B. die Lehrbücher Stock and Watson (2006) – eine sehr moderne Einführung – und Wooldridge (2012), mit vielen guten Beispielen, auf die wir in dieser Veranstaltung auch häufig zurückgreifen werden, weit verbreitet. Ausgezeichnete Lehrbücher sind auch Griffiths et al. (1993), Kennedy (2008), Pindyck and Rubinfeld (1997), Vogelvang (2005) oder – ein empfehlenswerter Klassiker – Maddala and Lahiri (2009).

Wer sich für die statistischen Grundlagen interessiert wird z.B. bei Spanos (1999) fündig.

Ein sehr gutes und günstiges Übungsbuch mit vielen Beispielen (inkl. Lösungen) ist Salvatore and Reagle (2001). Weit mehr als ein reines Übungsbuch ist Berndt (1996), nach wie vor eines der besten Bücher zum Erlernen des ‘ökonometrischen Handwerks’, unbedingt empfehlenswert, aber kein Lehrbuch im üblichen Sinne.

Auf fortgeschrittenem Niveau ist das Lehrbuch von Greene (2007) sehr weit verbreitet und auf jeden Fall empfehlenswert. Theorie-Afficionados sei Davidson and MacKinnon (2003) ans Herz gelegt. Ein relativ schlankes, aber gut strukturiertes Lehrbuch ist nach wie vor Johnston and Dinardo (1996). Etwas einfacher, moderner und darüber hinaus deutschsprachig ist Verbeek (2014).

Vorwiegend mikroökonomischen Interessierten sei Angrist and Pischke (2008) oder etwas vertiefender Cameron and Trivedi (2005) empfohlen.

Diese fortgeschritteneren Lehrbücher sind für AnfängerInnen möglicherweise etwas schwierig, diese setzten den Stoff dieser Veranstaltung mehr oder weniger voraus, aber sie sind auf jeden Fall eine gute Investition für die Zukunft.

Literaturverzeichnis

Angrist, J. D. and Pischke, J.-S. (2008), *Mostly Harmless Econometrics: An Empiricist's Companion*, Princeton University Press.

Berndt, E. R. (1996), *The Practice of Econometrics: Classic and Contemporary*, Addison Wesley.

Cameron, A. C. and Trivedi, P. K. (2005), *Microeconometrics: Methods and Applications*, Cambridge University Press.

Davidson, R. and MacKinnon, J. G. (2003), *Econometric Theory and Methods*, Oxford University Press, USA.

Frisch, R. (1933), ‘Editor’s note’, *Econometrica* **1**(1), 1–4.

- Greene, W. H. (2007), *Econometric Analysis*, 6th edn, Prentice Hall.
- Griffiths, W. E., Hill, R. C. and Judge, G. G. (1993), *Learning and Practicing Econometrics*, 1 edn, Wiley.
- Gujarati, D. N. (2002), *Basic Econometrics*, 4 edn, McGraw-Hill/Irwin.
- Hoover, K. D. (2005), The methodology of econometrics, Working paper, prepared for the palgrave handbooks of econometrics, Department of Economics University of California.
- Janeway, W. (2009), 'Six impossible things before breakfast', *Significance* **6**(1), 28 – 31.
- Johnston, J. and Dinardo, J. (1996), *Econometric Methods*, 4 edn, McGraw-Hill/Irwin.
- Kennedy, P. (2008), *A Guide to Econometrics*, 0006 edn, Wiley & Sons.
- Leamer, E. E. (1983), 'Let's take the con out of econometrics', *The American Economic Review* **73**(1), 31–43.
- Leamer, E. E. (2007), 'A Flat World, a Level Playing Field, a Small World After All, or None of the Above? A Review of Thomas L Friedman's *The World is Flat*', *Journal of Economic Literature* **45**(1), 83–126.
- Levitt, S. D. and List, J. A. (2009), 'Field experiments in economics: The past, the present, and the future', *European Economic Review* **53**(1), 1 – 18.
URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0014292108001153>
- Maddala, G. S. (2001), *Introduction to Econometrics*, 3 edn, Wiley.
- Maddala, G. S. and Lahiri, K. (2009), *Introduction to Econometrics*, 4 edn, Wiley.
- Pindyck, R. S. and Rubinfeld, D. L. (1997), *Econometric Models and Economic Forecasts*, 4 edn, McGraw-Hill/Irwin.
- Roos, C. F. (1933), 'Constitution of the econometric society', *Econometrica* **1**(1), 106–108.
- Salvatore, D. and Reagle, D. (2001), *Schaum's Outline of Statistics and Econometrics*, 2 edn, McGraw-Hill.
- Smith, A. and Recktenwald (Übers.), H. C. (1999), *Der Wohlstand der Nationen: Eine Untersuchung seiner Natur und seiner Ursachen*, n.-a., nachdruck 2003. edn, Deutscher Taschenbuch Verlag.
- Spanos, A. (1999), *Probability Theory and Statistical Inference: Econometric Modeling with Observational Data*, Cambridge University Press.
- Stock, J. H. and Watson, M. W. (2006), *Introduction to Econometrics*, 2 edn, Addison Wesley.
- Studenmund, A. (2002), *Using Econometrics: A Practical Guide*, 5 edn, Pearson.

Verbeek, M. (2014), *Moderne Ökonometrie*, 1 edn, Wiley-VCH.

Vogelvang, B. (2005), *Econometrics: Theory & Applications With Eviews*, Financial Times Management.

von Hayek, F. A. (1972), *Die Theorie Komplexer Phänomene*, J.C.B. Mohr.

Wooldridge, J. M. (2012), *Introductory Econometrics: A Modern Approach*, 5 edn, South-Western College Pub.