

ZEW

Zentrum für Europäische
Wirtschaftsforschung GmbH

Centre for European
Economic Research



Rechts-, Wirtschafts- und
Verwaltungswissenschaftliche
Sektion
Fachbereich
Wirtschaftswissenschaften

Diskussionspapiere der DFG-
Forschergruppe (Nr.: 3468269275):

Heterogene Arbeit: Positive und Normative
Aspekte der Qualifikationsstruktur der Arbeit

Markus Jochmann,
Winfried Pohlmeier

Der Kausaleffekt von Bildungsinvestitionen:
Empirische Evidenz für Deutschland

Februar 2004

Diskussionspapier Nr. 04/05

<http://www.wiwi.uni-konstanz.de/forschergruppewiwi/>

Nr. 04/05, Februar 2004

Der Kausaleffekt von Bildungsinvestitionen: Empirische Evidenz für Deutschland

Markus Jochmann

Fach D124
78457 Konstanz
Germany

mail: markus.jochmann@uni-konstanz.de

Winfried Pohlmeier

Fach D 124
78457 Konstanz
Germany

mail : winfried.pohlmeier@uni-konstanz.de
phone : +49-7531-88-2660
fax : +49-7531-88-4450

Zusammenfassung:

Diese Arbeit untersucht die Frage der Robustheit des kausalen Zusammenhangs zwischen Humankapitalinvestitionen und Einkommen. Während dieser Zusammenhang gemessen anhand der Bildungsrenditen in der klassischen Becker-Mincer-Verdienstfunktion im allgemeinen als äußerst robust galt, werden die früheren Ergebnisse aufgrund der Annahme homogener Bildungsrenditen und der Verzerrung des Instrumentvariablen-Schätzers in endlichen Stichproben zunehmend in Frage gestellt.

Ausgehend von der Annahme individuell verschiedener Bildungsrenditen untersuchen wir den kausalen Effekt von Humankapitalinvestitionen mit Hilfe unterschiedlicher IV-Ansätze und unterschiedlicher Instrumentalisierungen. Für einen Querschnitt westdeutscher Arbeitnehmer zeigen wir, dass die Wahl der Instrumentalisierung entscheidend das Schätzergebnis beeinflusst, während die Ergebnisse nur bedingt von der Wahl des Instrumentvariablen-Schätzers abhängen.

JEL Klassifikation : C21, J24, J31

Schlüsselwörter : Bildungsrendite, Kausaleffekt, korrelierte Zufallskoeffizienten, schwache Instrumente, robuste Instrumentvariablen-Schätzer

Download/Reference : <http://www.wiwi.uni-konstanz.de/forschergruppewiwi/>

Der Kausaleffekt von Bildungsinvestitionen: Empirische Evidenz für Deutschland

Markus Jochmann
Universität Konstanz

Winfried Pohlmeier*
Universität Konstanz,
CoFE, ZEW

Vortrag vorbereitet für das 33. Wirtschaftswissenschaftliche Seminar Ottobeuren
14. - 17. September 2003
Diese Version: 22. Januar 2004

Zusammenfassung

Diese Arbeit untersucht die Frage der Robustheit des kausalen Zusammenhangs zwischen Humankapitalinvestitionen und Einkommen. Während dieser Zusammenhang gemessen anhand der Bildungsrenditen in der klassischen Becker-Mincer-Verdienstfunktion im allgemeinen als äußerst robust galt, werden die früheren Ergebnisse aufgrund der Annahme homogener Bildungsrenditen und der Verzerrung des Instrumentvariablen-Schätzers in endlichen Stichproben zunehmend in Frage gestellt.

Ausgehend von der Annahme individuell verschiedener Bildungsrenditen untersuchen wir den kausalen Effekt von Humankapitalinvestitionen mit Hilfe unterschiedlicher IV-Ansätze und unterschiedlicher Instrumentalisierungen. Für einen Querschnitt westdeutscher Arbeitnehmer zeigen wir, dass die Wahl der Instrumentalisierung entscheidend das Schätzergebnis beeinflusst, während die Ergebnisse nur bedingt von der Wahl des Instrumentvariablenschätzers abhängen.

JEL Klassifikation: C21, J24, J31

Schlüsselwörter: Bildungsrendite, Kausaleffekt, korrelierte Zufallskoeffizienten, schwache Instrumente, robuste Instrumentvariablen-Schätzer

*Korrespondierender Autor. Fachbereich Wirtschaftswissenschaften, Fach D124, Universität Konstanz, 78457 Konstanz, Tel. 07531-88-2660, Fax -4450, Email: winfried.pohlmeier@uni-konstanz.de. Wir bedanken uns bei Felix Büchel, Bernd Fitzenberger und Michael Lechner für hilfreiche Kommentare und Diskussionen. Unser Dank gilt auch der Deutschen Forschungsgemeinschaft für die finanzielle Unterstützung im Rahmen des Teilprojektes P1 „Heterogene Bildungsrenditen“ der DFG-Forschergruppe „Heterogene Arbeit“ an der Universität Konstanz und dem Zentrum für Europäische Wirtschaftsforschung, Mannheim.

1 Einleitung

Die Verdienstoffunktion gehört zu den meist untersuchten Zusammenhängen in der empirischen Wirtschaftsforschung. Belegt durch unzählige Studien auf der Grundlage von Längs- und Querschnittsdaten für verschiedene Länder und Zeiträume, gilt es unter Arbeitsökonomern als unstrittig, dass das individuelle Arbeitseinkommen positiv von der Humankapitalausstattung abhängt. Aufgrund fehlender experimenteller Evidenz ist jedoch unklar, inwieweit die höheren Arbeitseinkommen qualifizierter Arbeitnehmer kausal auf die größeren Humankapitalinvestitionen zurückzuführen sind, oder inwieweit Individuen mit unbeobachtbaren arbeitsmarktrelevanten Qualifikationen bereit sind, mehr in Bildung zu investieren. Die adäquate Quantifizierung des kausalen Effekts zwischen Arbeitsmarkterfolg und Bildungsinvestitionen ist jedoch unabdingbare Voraussetzung für eine rationale Bewertung von Bildungsinvestitionen. Falls sich diese jedoch eher durch Filter- und Sortierfunktionen begründen lassen, die letztlich nur dazu beitragen, die unbeobachtbaren individuellen Qualifikationen zu signalisieren, sollte beispielsweise die Effizienz des Bildungssystems in Hinblick auf die Länge der Ausbildung hinterfragt werden. Die Bestimmung kausaler Effekte von Bildungsinvestitionen ist auch dann ein wichtiger Baustein zur Bewertung von Bildungsreformen, wenn deren Ziel nicht nur die bessere Vermittlung von Lerninhalten, sondern auch die Erhöhung der Arbeitsmarktchancen ist.

Die Bemühungen, den kausalen Effekt von Bildungsrenditen auf der Grundlage von Verdienstoffunktionen ökonometrisch abzuschätzen, haben eine lange Tradition.¹ Ältere Ansätze auf Grundlage der Mincerschen Verdienstoffunktion haben zu einer Fülle von zum Teil widersprüchlichen Resultaten geführt, die letztlich auf die unterschiedliche Qualität des Datenmaterials und der Instrumentierungsansätze zurückzuführen sind. Neuere Arbeiten betonen die Bedeutung individueller, für den Ökonometriker unbeobachtbarer Faktoren im Investitionskalkül des Individuums. Diese führen dazu, dass die Bildungsrendite individuell verschieden ist und bildungspolitische Maßnahmen eine ungleichmäßige Wirkung auf die individuellen Ausbildungsentscheidungen haben. Aus der Sicht der ökonometrischen Modellbildung führt diese Verallgemeinerung zu einem Regressionsmodell mit korrelierten Zufallskoeffizienten. Insbesondere ergeben sich hierdurch komplexere Identifikationsbedingungen. Die in vielen Studien vorgenommene Instrumentierung durch Variablen, die mit den unbeobachtbaren individuellen Fähigkeiten korreliert sind (wie zum Beispiel Variablen, die den Familienhintergrund beschreiben), kann nur noch unter strengen zusätzlichen Annahmen angewendet werden.

¹Siehe Griliches (1977) und Card (1999) für umfassende Übersichtsartikel.

Die schematische Schätzung der Bildungsrendite mit Hilfe von Instrumentvariablen (IV) ist auch in anderer Hinsicht nicht unproblematisch. Mangels geeigneten Datenmaterials ist eine Instrumentierung im Sinne eines Quasi-Experiments häufig unmöglich. Sind Instrumentvariablen verfügbar, weisen diese nicht selten nur eine geringe Korrelation mit der endogenen Variablen Ausbildungsdauer (bzw. höchster Ausbildungsabschluss) auf. Dieser Fall einer „schwachen Instrumentierung“ führt dazu, dass der IV-Schätzer in endlichen Stichproben stark verzerrt ist und dem inkonsistenten KQ-Schätzer nahekommt. Die verzerrte Schätzung der Standardfehler führt zudem zu einer fehlerhaften Inferenz. Eindrucksvoll belegen Bound, Jaeger und Baker (1995) am Beispiel der auf 329000 Beobachtungen beruhenden Studie von Angrist und Krueger (1991), dass das Problem schwacher Instrumente nicht zwangsläufig nur ein Problem eines zu geringen Stichprobenumfangs ist.

Die Ursachen für die Existenz schwacher Instrumente ist in zahlreichen Arbeiten untersucht worden (siehe zum Beispiel Nelson und Startz (1990), Staiger und Stock (1997), Hahn und Hausmann (2002) sowie Stock, Wright und Yogo (2002) und Hahn und Hausman (2003) für entsprechende Übersichtsartikel). Neben der Schwäche des Zusammenhangs von endogener Variable und Instrumenten (Korrelationszusammenhang in der Grundgesamtheit) hängt sie vom Stichprobenumfang, der Stichprobenkorrelation zwischen dem Fehlerterm der Strukturgleichung und dem Fehlerterm der reduzierten Form für die Ausbildungsvariable sowie der Anzahl der verwendeten Instrumente ab. Für den empirischen Wirtschaftsforscher gilt es daher, bei jeder Anwendung einer Instrumentvariablenschätzung neu zu hinterfragen, ob die verwendeten Instrumente „schwach“ sind, um gegebenenfalls mit adäquaten Schätzverfahren dem Problem entgegenzutreten.

In dieser Arbeit untersuchen wir den Kausaleffekt von Ausbildungsinvestitionen im Lichte heterogener Bildungsrenditen und schwacher Instrumente für einen Querschnitt westdeutscher Arbeitnehmer. Anhand eines einfachen Modells der individuellen Humankapitalentscheidung zeigen wir, dass gerade die IV-Schätzung des Kausaleffekts von Ausbildungsinvestitionen bei heterogenen Renditen unter dem Problem schwacher Instrumente leidet. Zur Lösung dieses Problems verfolgen wir zwei unterschiedliche Schätzstrategien. Zum einen verwenden wir Schätzer, die gegenüber dem klassischen Instrumentvariablenschätzer (zweistufige Kleinstquadrat-Methode) bei Existenz von schwachen Instrumenten robuster sind und bessere Eigenschaften in kleinen Stichproben aufweisen. Hierzu zählen der verzerrungskorrigierte IV-Schätzer

(BCIV = Bias-Corrected IV), der Limited Information Maximum Likelihood Schätzer (LIML), der modifizierte LIML-Schätzer von Fuller (1977) (FLIML) sowie der verzerrungsangepasste IV-Schätzer (BAIV = Bias-Adjusted IV) von Donald und Newey (2001).

Da die Wahl von Instrumenten oftmals strittig ist bzw. geeignete Instrumente für manche Datensätze gar nicht zur Verfügung stehen, versuchen wir zum anderen, den Kausaleffekt von Bildungsinvestitionen über eine Instrumentierung zu identifizieren, die aus den Verteilungseigenschaften der Ausbildungsvariablen resultiert. Dabei verwenden wir den Rangordnungs-IV-Schätzer von Rummery, Vella und Verbeek (1999), sowie den Schätzer von Hogan und Rigobon (2002), der Heteroskedastieeigenschaften zur Identifikation des Kausaleffekts ausnutzt.

Unsere Arbeit ist wie folgt aufgebaut. Zunächst stellen wir in Abschnitt 2 die Verdienstfunktion mit korrelierten Zufallskoeffizienten vor und diskutieren hiermit verbundene Identifikationsprobleme. Abschnitt 3 gibt einen kurzen Überblick über die verschiedenen robusten IV-Schätzer. Die Datenbeschreibung sowie Schätzergebnisse werden in den Abschnitten 4 und 5 wiedergegeben. Abschnitt 6 fasst die Ergebnisse zusammen und gibt einen Ausblick auf mögliche Erweiterungen, Ergänzungen und Forschungsperspektiven.

2 Identifikation und IV-Schätzung von Kausaleffekten der Ausbildungsdauer

Im Folgenden soll mit Hilfe eines einfachen Beckerschen Lebenszyklusmodells der Humankapitalbildung das Endogenitätsproblem dargestellt werden, das bei der Schätzung der Bildungsrendite auf der Grundlage einer Verdienstfunktion vom Becker-Mincer-Typ auftritt. Die zu schätzende Verdienstfunktion resultiert hierbei aus dem Entscheidungskalkül eines Individuums, das die sich über den Lebenszyklus hinweg ergebenden Vorteile einer höheren Schulbildung (in Nutzen- oder in Einkommenstermini) gegenüber den Nachteilen (Kosten einer zusätzlichen Ausbildung etc.) abzuwägen hat. Die von Card (1995a) vorgeschlagene Form der Verdienstfunktion basiert auf einer Version des Humankapitalansatzes von Becker (1967). In Variationen wird sie beispielsweise in den Arbeiten von Card (1999, 2001), Ashenfelter und Rouse (1998), Heckman und Vytlačil (1998), Arias, Hallock und Sosa-Escudero (2001) und Kling (2001) verwendet.

Dabei wird von heterogenen Individuen ausgegangen, die sich in ihren Präferenzen bezüglich Ausbildung, ihren zeitlichen Präferenzraten, ihren Produktivitäten und den Kosten der Ausbildung unterscheiden. Diese häufig unbeobachtbaren individuellen Unterschiede führen dazu, dass die Bildungsrendite aus der Sicht des Ökonometrikers eine Zufallsvariable ist, die jedoch mit beobachtbaren Faktoren (z. B. Familienhintergrund, Determinanten des Bildungsangebots, etc.) korreliert ist. Damit führen Angebotseffekte (z. B. Reformen im Bildungssektor), die beispielsweise eine Veränderung der individuellen Grenzkosten der Ausbildung hervorrufen, nicht nur zu einer Veränderung der optimalen Ausbildungsdauer, sondern auch über Selektionseffekte zu einer veränderten Verteilung der individuellen Begabungen für eine gegebene Ausbildungsdauer und somit auch zu einer Veränderung der individuellen Bildungsrenditen. Der Koeffizient vor der Variablen Schulbildung (Ausbildungsdauer) in einer konventionellen semi-logarithmischen Verdienstfunktion des Becker-Mincer-Typs ist deshalb nicht mehr kausal als Ertragsrate eines zusätzlichen Ausbildungsjahres interpretierbar, da sich mit der Veränderung der Ausbildungsdauer auch die Verteilung der individuellen Fähigkeiten und Präferenzen verändert hat.

Die wesentlichen Mechanismen des Modells der optimalen Wahl der Ausbildungslänge bei Heterogenität in den Präferenzen und Kosten kann anhand einer einfachen statischen Variante des Modells verdeutlicht werden. Das betrachtete Individuum wählt die optimale Ausbildungslänge S , so dass der Nutzen in Abhängigkeit vom Einkommen Y und von den Kosten der Ausbildung $\varphi(S)$ maximiert wird:

$$\max_S U(S, Y) = \ln Y - \varphi(S), \quad \text{mit } \varphi'(S) > 0 \text{ and } \varphi''(S) > 0. \quad (2.1)$$

Die Vorteile eines zusätzlichen Schuljahres, hier einfachheitshalber als rein monetär angenommen, hängen von der Ausbildungsdauer durch die Humankapitalproduktionsfunktion $Y = Y(S)$, mit $Y'(S) > 0$ ab, so dass sich folgende Bedingung erster Ordnung ergibt:²

$$\frac{Y'(S)}{Y(S)} = \varphi'(S). \quad (2.2)$$

Eine in der Ausbildungsdauer quadratische log-Verdienstfunktion resultiert aus der

²Trotz seiner Einfachheit enthält dieses Modell den Lebenszyklusansatz für ein einkommenmaximierendes Individuum als Spezialfall. Card (2001) leitet die gleiche Bedingung erster Ordnung aus einem intertemporalen Entscheidungsproblem her. Für die Probleme der ökonometrischen Modellierung ergeben sich hieraus jedoch keine zusätzlichen Einblicke, so dass auf eine Darstellung dieses Ansatzes an dieser Stelle verzichtet wird.

Bedingung erster Ordnung, wenn für die Grenzerträge (*marginal benefits*, MB) und die Grenzkosten (*marginal costs*, MC) lineare Funktionen in S unterstellt werden:

$$MB \equiv \frac{Y'(S)}{Y(S)} = \beta - k_1 S, \quad (2.3)$$

$$MC \equiv \varphi'(S) = \gamma + k_2 S, \quad (2.4)$$

bzw. die Verdienstoffunktion aus einer Linearisierung von (2.2) hergeleitet wird. Für (2.3) und (2.4) ist das optimale Ausbildungsniveau linear in den unbeobachtbaren Faktoren β und γ :

$$S = \frac{\beta - \gamma}{k_1 + k_2}, \quad \beta > \gamma. \quad (2.5)$$

Individuelle Unterschiede in den Grenzerträgen und Grenzkosten der Ausbildung werden über die Variablen β und γ erfasst, die für das Individuum als bekannt vorausgesetzt werden, jedoch aus der Sicht des Ökonometrikers mit beobachtbaren Variablen korrelierte Zufallsvariablen sind. Die optimale individuelle Bildungsrendite ergibt sich aus (2.3) unter Verwendung von (2.5) als gewogenes Mittel der individuellen Grenzertrags- und Grenzkostenkomponenten β und γ :

$$MB = (1 - w)\beta + w\gamma, \quad w = k_1/(k_1 + k_2). \quad (2.6)$$

Wenn die individuellen Grenzkosten für alle Individuen gleich sind, d.h. γ deterministisch ist, und die Grenzkosten der Bildung konstant sind ($k_2 = 0$), ist die Bildungsrendite für alle Individuen gleich. Becker (1967) bezeichnet diesen Fall als „Gleichheit der Möglichkeiten“ (equality of opportunity). Eine über alle Individuen hinweg gleiche Bildungsrendite ergibt sich auch für konstantes β und $k_1 = 0$. Dies ist der Beckersche Fall der „Gleichheit der Fähigkeiten“ (equality of ability). In allen anderen Fällen stellt die Bildungsrendite aus Sicht des Ökonometrikers eine nicht degenerierte Zufallsvariable dar, so dass an die Stelle eines für alle Individuen festen Parameters für die Bildungsrendite eine Verteilung individueller Bildungsrenditen tritt.

Integration von (2.3) liefert eine semi-logarithmische Verdienstoffunktion der Form:

$$\ln Y = \alpha + \beta S - \frac{1}{2} k_1 S^2. \quad (2.7)$$

Die Integrationskonstante α ist ebenfalls individuell verschieden und für den Ökonometriker eine unbeobachtbare Zufallsvariable. Als kausaler Effekt der Bildung kann

die erwartete Bildungsrendite b verwendet werden:

$$b \equiv \mathbb{E} \left[\frac{\partial \ln Y}{\partial S} \right] = \mathbb{E} [\beta] - k_1 \mathbb{E} [S], \quad (2.8)$$

die den durchschnittlichen Ertrag eines zusätzlichen Ausbildungsjahres wiedergibt, wenn ein zufällig ausgewähltes Individuum seine Ausbildung um eben dieses Jahr verlängern würde. In termini eines Regressionsmodells mit festen Koeffizienten lässt sich die Verdienstfunktion (2.7) formulieren als

$$\ln Y = \mathbb{E} [\alpha] + \mathbb{E} [\beta] S - \frac{1}{2} k_1 S^2 + \omega \quad (2.9)$$

mit dem Fehlerterm $\omega = \alpha - \mathbb{E} [\alpha] + (\beta - \mathbb{E} [\beta]) S$. Offensichtlich lassen sich die Koeffizienten dieses Modells nicht konsistent mit dem KQ-Verfahren schätzen, da der Fehlerterm ω per Konstruktion mit den Regressoren S bzw. S^2 korreliert ist.

KQ-Schätzung

Card (1999, 2001) zeigt, dass die erwartete Bildungsrendite nicht ohne zusätzliche Annahmen mit Hilfe einer KQ-Regression konsistent geschätzt werden kann. Ersetzt man die unbeobachtbare Komponente für die Grenzerträge und Grenzkosten der Ausbildung durch die linearen Projektoren der Schulbildung

$$\alpha - \mathbb{E} [\alpha] = \lambda(S - \mathbb{E} [S]) + u, \quad (2.10)$$

$$\beta - \mathbb{E} [\beta] = \psi(S - \mathbb{E} [S]) + v, \quad (2.11)$$

ergibt sich eine Verdienstfunktion in termini fester Koeffizienten:

$$\ln Y = \text{Konstante} + b_1 S + b_2 S^2 + w, \quad (2.12)$$

wobei:

$$b_1 = \lambda + \mathbb{E} [\beta] - \psi \mathbb{E} [S],$$

$$b_2 = \psi - \frac{1}{2} k_1,$$

$$w = u + vS.$$

Nur unter zusätzlichen Annahmen ist der Fehlerterm w mit den Regressoren unkorreliert.³ In diesem Fall weist der KQ-Schätzer vor der Schulvariablen folgenden

³Entweder muss die Orthogonalitätsbedingung $\mathbb{E} [Sv]$ durch die Unabhängigkeitsbedingung ersetzt werden, so dass an die Stelle der linearen Projektion von β ein linearer Erwartungswert tritt

Wahrscheinlichkeitsgrenzwert auf:

$$\text{plim } \hat{b}_1 = b + \lambda + \psi E[S]. \quad (2.13)$$

In der Verdienstfunktion mit Zufallskoeffizienten tritt der *ability bias* – die Verzerrung aufgrund der positiven Korrelation zwischen unbeobachtbaren Fähigkeiten und Ausbildungsdauer – in zweifacher Weise auf. Zum einen als klassischer Niveaueffekt λ , der in der älteren Literatur über die Schätzung von Bildungsrenditen thematisiert wird (Griliches (1977)). Dieser Effekt resultiert aus der Korrelation des Niveaueffektes α mit der Schulbildung. Der zweite Effekt $\psi E[S]$ beruht darauf, dass auch die optimale Ausbildungslänge vom individuen-spezifischen Term β abhängt. Wenn keine Heterogenität in den Grenzerträgen der Ausbildung vorliegt, weicht der KQ-Schätzer für b_1 asymptotisch um den Faktor λ positiv von der durchschnittlichen Bildungsrendite ab. Dies ist der Fall des konventionellen *ability bias* bei der Schätzung einer Verdienstfunktion mit festen Koeffizienten.

Instrumentvariablen-Schätzung

Die durchschnittliche Bildungsrendite lässt sich jedoch mit einem Instrumentenvariablenansatz schätzen, sofern ein Instrument Z existiert, das von α und β unabhängig ist. Derartige Instrumente können Variablen sein, welche die Angebotsseite des Bildungssektors beschreiben und die Kosten der individuellen Ausbildung beeinflussen (z.B. BAföG, Schulgeld, Büchergeld, Fahrtkostenunterstützung etc.). Die Unabhängigkeitsannahme ist für die Identifikation des Kausaleffektes der Ausbildung und die IV-Schätzung absolut zentral. Für die obengenannten Beispiele lassen sich leicht Gegenargumente für die Existenz einer Korrelation finden. Beispielsweise kann eine Korrelation zwischen Z und β bzw. α konstruiert werden, wenn man davon ausgeht, dass unbeobachtbare Fähigkeiten und Präferenzen der Eltern auf die Kinder teilweise übertragen werden und diese Fähigkeiten und Präferenzen sich auch auf die Grenzkosten der Ausbildung des Kindes niederschlagen. Die angenommene Korrelation mag positiv sein, wenn man unterstellt, dass mit einem bestimmten Familienhintergrund (Ausbildungsniveau der Eltern) auch ein leichter Zugang zum Bildungssystem verbunden ist. Über kompensierende bildungspolitische Maßnahmen ist eine gegenläufige Korrelation denkbar.

oder die dritten zentralen Momente von β und γ müssen null sein, siehe Card (2001).

Nun unterstellen wir folgende lineare Beziehung zwischen γ und Z :

$$\gamma = \tilde{\pi}_0 + \tilde{\pi}_1 Z + \eta, \quad (2.14)$$

mit $E[\eta|Z] = 0$. Einsetzen von (2.14) in (2.5) ergibt:

$$S = \pi_0 + \pi_1 Z + \xi. \quad (2.15)$$

Unter den oben getroffenen Unabhängigkeitsannahmen und der Linearitätsannahme ist der Fehlerterm unabhängig vom Instrument, so dass $E[\omega|Z] = 0$. Z wird somit zu einem validen Instrument einer IV-Schätzung der Regressionsgleichung (2.9). Wird auch der quadratische Term für die Ausbildungsdauer berücksichtigt, können Polynome von Z als weitere Instrumente verwendet werden. Eine Verzerrung durch mögliche Messfehler in der Ausbildungsvariablen tritt in diesem Ansatz nicht auf, sofern das Instrument mit dem Messfehler unkorreliert ist.

Die Linearitätsannahme (2.14) erscheint restriktiv. Wird stattdessen γ mit Hilfe einer linearen Projektion von Z dargestellt und nur eine Unkorreliertheit zwischen Z und α bzw. β angenommen, ist der Fehlerterm ω weiterhin mit dem Instrument korreliert. Wooldridge (1997) zeigt, dass eine konsistente IV-Schätzung durch etwas schwächere hinreichende Bedingungen erzielt werden kann, wenn man einer Mittelwertunabhängigkeit von α und $\beta - E[\beta]$ vom Instrument Z ausgeht und die reduzierte Form für die Schulvariable (2.15) als homoskedastisch unterstellt wird.

Angrist und Imbens (1995) sowie Angrist, Imbens und Rubin (1996) diskutieren das Problem der IV-Schätzung, wenn die Identifikationsbedingungen ungültig sind. Am Beispiel eines bivariaten Instruments $Z = \{0, 1\}$ (z. B. Teilnahme an einer Schulreform oder nicht) soll dies nachfolgend erläutert werden. Für das lineare Modell ($k_1 = 0$) gilt für den IV-Schätzer:

$$\text{plim } \hat{b}_{IV} = \frac{\text{Cov}[\ln Y, Z]}{\text{Cov}[S, Z]} = \frac{E[\ln Y|Z=1] - E[\ln Y|Z=0]}{E[S|Z=1] - E[S|Z=0]}. \quad (2.16)$$

In (2.16) erfasst der Nenner den Effekt des Instruments auf die Ausbildungsvariable. Bei einem schwachen Instrument ist dieser Effekt gering. Der geschätzte Kausaleffekt könnte in diesem Fall zu groß ausfallen, sofern nicht der Effekt des Instruments auf die Einkommensvariable ebenfalls gering ist. Idealtypischerweise sollte das Instrument nur über die Ausbildungsvariable wirken. Wenn jedoch eine Fehlspezifikation vorliegt und das Instrument auch direkte Einkommensunterschiede widerspiegelt,

kann der Zählerterm deutlich von null verschieden sein und der gemessene Kausaleffekt zu groß ausfallen. Als Beispiel hierfür können geographische Variablen als Proxyvariablen für Schulkosten dienen, denn diese Variablen mögen gleichzeitig auch regionale Einkommensunterschiede auffangen.

Ohne Verwendung der Linearitätsannahme lässt sich zeigen, dass:

$$\text{plim } \hat{b}_{IV} = E[\beta] - \frac{\text{Cov}[\beta, \eta|Z=1] - \text{Cov}[\beta, \eta|Z=0]}{k_2(E[S|Z=1] - E[S|Z=0])}. \quad (2.17)$$

Eine konstante Schätzung der durchschnittlichen Bildungsrendite erfordert somit auch die Unabhängigkeit der Korrelationen von Grenzkosten und Grenzerträgen vom Instrument. Ein starker Effekt des Instruments auf die Ausbildungsdauer reduziert die Verzerrung ebenso wie eine starke Abhängigkeit der Grenzkosten der Ausbildung von der Ausbildungsdauer.

Unter Verwendung der Linearitätsannahme gilt $E[\Delta S] = E[S|Z=1] - E[S|Z=0]$ sowie $E[\beta \Delta S] = E[\ln Y|Z=1] - E[\ln Y|Z=0]$, so dass der IV-Schätzer die Form

$$\text{plim } \hat{b}_{IV} = E\left[\frac{\Delta S}{E[\Delta S]}\beta\right] \quad (2.18)$$

annimmt. Der IV-Schätzer konvergiert damit gegen den lokalen durchschnittlichen Behandlungseffekt (LATE = Local Average Treatment Effect), der als gewogenes Mittel der individuellen Grenzerträge interpretiert werden kann. Das Gewicht $\Delta S/E[\Delta S]$ reflektiert dabei die relative individuelle Reaktion in der Ausbildungsdauer auf die Veränderung des Instruments. Aufgrund der speziellen Form des Kausaleffekts in (2.18) kann ermittelt werden, welche Teilpopulation das Schätzergebnis für den durchschnittlichen Kausaleffekt treibt.

Card (1995b) geht davon aus, dass das Instrument ‚geographische Nähe zu einer Universität‘ vor allem Studenten aus Haushalten mit einem niedrigen Haushaltseinkommen beeinflussen wird. In diesem Fall würde der IV-Schätzer den kausalen Effekt insbesondere für dieser Teilpopulation identifizieren. Kling (2001) kann tatsächlich zeigen, dass 53% des Gesamtgewichtes des IV-Schätzers auf diese Studentengruppe zurückzuführen ist. Hierbei wendet er ein von Angrist und Imbens (1995) vorgeschlagenes Testverfahren zur Überprüfung der für die Identifikation des durchschnittlichen Kausaleffektes notwendigen Monotoniebedingung an, welches (im einfachsten Fall eines binären Instrumentes) auf der Differenz der Verteilungen der Humanka-

pitalvariablen für die beiden Ausprägungen des Instrumentes basiert, die entweder stets positiv oder negativ sein muß. Wichtig ist hierbei anzumerken, dass die Verletzung der Identifikationsannahmen für die IV-Schätzung keine Konsequenzen im Sinne einer Fehlspezifikation besitzt. Dies erschwert lediglich die Übertragbarkeit der gefundenen Resultate auf andere Subpopulationen als derjenigen, welche durch das Instrument wesentlich beeinflusst wird.

3 Alternativen zum konventionellen IV-Ansatz

Obwohl der herkömmliche IV-Schätzer unter den üblichen Annahmen konsistent ist, weist er in endlichen Stichproben eine Verzerrung in Richtung des inkonsistenten KQ-Schätzers auf. Aus diesem Grunde finden sich in vielen empirischen Studien große Ähnlichkeiten zwischen IV- und KQ-Schätzergebnissen. Auch der Hausman-Test, der auf der Distanz zwischen den beiden Schätzungen beruht, ist deshalb in Richtung der Nullhypothese der Exogenität der erklärenden Variablen verzerrt (Hahn und Hausman (2003)).

Alternative IV-Schätzer bei Schwachen Instrumenten

Als eine Möglichkeit die Verzerrung in kleinen Stichproben abzumildern, schlägt Freedman (1984) vor, die Verzerrung des IV-Schätzers mit Hilfe des Bootstrapverfahrens zu schätzen, um so approximativ einen unverzerrten Schätzer zu erhalten. Ausgehend von der üblichen Definition der Verzerrung $bias(\hat{\beta}_{IV}) = E[\hat{\beta}_{IV}] - \beta$ besteht die Verzerrung aus zwei unbekanntenen Komponenten, dem Erwartungswert des Schätzers $E[\hat{\beta}_{IV}]$ und dem wahren Parametervektor β . Auf Basis von B Bootstrap-Stichproben (mit Zurücklegen) wird β insgesamt B -mal mit dem IV-Verfahren geschätzt, so dass man folgende Bootstrap-Schätzung des Erwartungswertes erhält:

$$\hat{E}[\hat{\beta}_{IV}] = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B \hat{\beta}_{IV}^{(b)}. \quad (3.1)$$

Der wahre Parametervektor wird mit dem IV-Schätzer auf Basis der Originalstichprobe geschätzt. Damit lässt sich der verzerrungskorrigierte IV-Schätzer (BCIV) ermitteln als:

$$\hat{\beta}_{BCIV} = \hat{\beta}_{IV} - \hat{bias}(\hat{\beta}_{IV}) = 2\hat{\beta}_{IV} - \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B \hat{\beta}_{IV}^{(b)}. \quad (3.2)$$

Horowitz (2000) zeigt, dass die Bootstrapkorrektur die asymptotische Verzerrung erheblich reduziert.⁴

Als weitere Möglichkeit, die Verzerrung des IV-Schätzers in kleineren Stichproben zu beheben, bieten sich die verschiedenen k -Klassen-Schätzer (Nagar (1959)) an. Schätzer, die zu dieser Klasse gehören, weisen die allgemeine Form

$$\hat{\beta}_\kappa = (X'(I - \kappa M_Z)X)^{-1}X'(I - \kappa M_Z)Y \quad (3.3)$$

auf, wobei $M_Z = I - X(Z'X)^{-1}Z'$, X die Regressormatrix der Strukturgleichung darstellt und der Parameter κ ein Steuerungsparameter ist. Bekannte Spezialfälle sind der KQ-Schätzer ($\kappa = 0$) und der IV-Schätzer ($\kappa = 1$).

Beim Limited Information Maximum Likelihood Schätzer (LIML) ergibt sich κ aus der Lösung eines Eigenwertproblems.⁵ Blomquist und Dahlberg (1999) zeigen, dass der LIML-Schätzer gerade im Kontext schwacher Instrumente bessere Eigenschaften in endlichen Stichproben aufweist als der IV-Schätzer. Allerdings kann die fehlende Existenz endlicher Momente in empirischen Anwendungen zu erheblichen Problemen führen, so dass Hahn, Hausman und Kuersteiner (2002) zu großer Vorsicht bei empirischen Anwendungen dieses Schätzers raten.

Aus diesem Grund schlägt Fuller (1977) einen modifizierten LIML-Schätzer (FLIML) vor, dessen Steuerungsparameter $\kappa_{FLIML} = \kappa_{LIML} - \alpha/(n - k)$ sich nur durch einen Korrekturfaktor von κ_{LIML} unterscheidet.⁶ Donald und Newey (2001) stellen einen verzerrungsangepassten IV-Schätzer (BAIV) mit Steuerungsparameter $\kappa_{DN} = n/(n - q + 2)$ vor, wobei q die Anzahl der Instrumente ist, die nicht Teil der Strukturgleichung sind. Wie der LIML-Schätzer weist der BAIV-Schätzer eine kleinere Verzerrung in endlichen Stichproben auf. Für eine große Anzahl von Instrumenten ist der BAIV-Schätzer dem herkömmlichen IV-Schätzer hinsichtlich des mittleren quadratischen Fehlers überlegen.

⁴In unserer Anwendung wird der Residualvektor zur Erzeugung der Bootstrap-Stichproben orthogonalisiert, so dass die Unkorreliertheit zwischen Residualvektor und Instrumenten, wie sie im Modell vorausgesetzt wird, sichergestellt ist.

⁵Siehe z. B. Davidson und MacKinnon (1993), S. 648

⁶ α ist ein zu wählender Parameter. Für $\alpha = 4$ wird der MSE minimiert, für $\alpha = 1$ ist die Schätzung approximativ erwartungstreu. Für unsere Anwendungen in Abschnitt 5 wählen wir $\alpha = 4$.

Identifikation via Heteroskedastie

Hogan und Rigoban (2002) zeigen, dass bei Existenz von Heteroskedastie in den Daten der kausale Effekt von Schulbildung auf den Lohnsatz ermittelt werden kann, ohne dass dabei auf Ausschlußrestriktionen zurückgegriffen werden muß. Die Logik dieser “Identifikation via Heteroskedastie” (IH) wird bei der Betrachtung folgender strukturellen Gleichungen deutlich:

$$\ln Y_i = \beta S_i + \gamma X_i + \varepsilon_i, \quad (3.4)$$

$$S_i = \delta_Y \ln Y_i + \delta_X X_i + \nu_i. \quad (3.5)$$

Die Varianzen der strukturellen Fehlerterme ε_i und ν_i seien dabei mit σ_ε^2 und σ_ν^2 bezeichnet. Zur Vereinfachung der Darstellung sei unterstellt, dass die beiden Fehlerterme unkorreliert sind.

Hieraus ergibt sich folgender Ausdruck für die Kovarianzmatrix Ψ der Fehlerterme der reduzierten Form:

$$\Psi = \frac{1}{(1 - \beta\delta_Y)^2} \begin{bmatrix} \sigma_\varepsilon^2 + \beta^2\sigma_\nu^2 & \delta_Y\sigma_\varepsilon^2 + \beta\sigma_\nu^2 \\ \delta_Y\sigma_\varepsilon^2 + \beta\sigma_\nu^2 & \delta_Y^2\sigma_\varepsilon^2 + \sigma_\nu^2 \end{bmatrix}. \quad (3.6)$$

Diese Kovarianzmatrix der reduzierten Form kann in jedem Fall konsistent geschätzt werden. Es ergibt sich aber ein Identifikationsproblem für die Parameter der Strukturform, weil die vier unbekanntenen Größen $(\beta, \delta_Y, \sigma_\varepsilon^2, \sigma_\nu^2)$ in nur drei Gleichungen auftreten.

Nimmt man nun an, dass sich die Daten in verschiedene Gruppen einteilen lassen und dass die Koeffizienten β und δ_Y über alle Gruppen hinweg gleich groß sind, dann führt Heteroskedastie (also unterschiedlich große Varianzen der strukturellen Fehlerterme in den einzelnen Gruppen) dazu, dass β und δ_Y identifizierbar sind. Jede zusätzliche Gruppe bringt nun nämlich drei Gleichungen, aber nur zwei unbekannte Größen mit sich. Somit können die Koeffizienten β und δ_Y zum Beispiel durch die verallgemeinerte Momentenmethode konsistent geschätzt werden.

Während klassische Instrumentvariablen-Schätzer also auf Differenzen in ersten Momenten zwischen den einzelnen Gruppen fußen, vergleicht der IH-Schätzer von Hogan und Rigoban Differenzen in zweiten Momenten. Die Ursache der benötigten Heteroskedastie ist dabei nebensächlich. Ein mögliches Beispiel ist eine unterschiedliche Verteilung der Bevölkerungsdichte in unterschiedlichen Regionen.

Bei unserer Anwendung des IH-Schätzers definieren die einzelnen Bundesländer die unterschiedlichen Gruppen. Dabei verwenden wir eine verallgemeinerte Version des Schätzers, die zusätzlich Meßfehler in der verwendeten Variablen für die Ausbildungsdauer und eine Korrelation der beiden strukturellen Fehlerterme (die zum Beispiel als Einfluß individueller unbeobachtbarer Fähigkeiten interpretiert werden kann) zuläßt.⁷

Rangordnungsinstrumentvariablen

Vella und Verbeek (1997) bzw. Rummery, Vella und Verbeek (1999) zeigen eine weitere Möglichkeit auf, wie Bildungsrenditen auch bei endogener Ausbildungsdauer ohne die strenge Annahme von Ausschlußrestriktionen identifiziert und geschätzt werden können. Ihr Ausgangspunkt ist dabei folgendes Gleichungssystem:

$$\ln Y_i = \beta S_i + \gamma X_i + \delta W_i + \varepsilon_i, \quad (3.7)$$

$$S_i = \pi X_i + \nu_i, \quad (3.8)$$

wobei sie annehmen, dass die Fehlerterme ε_i und ν_i einen Erwartungswert von Null haben und miteinander korreliert sind.

Wie Hogan und Rigobon setzen sie weiter voraus, dass sich die Daten in Gruppen einteilen lassen und die Koeffizienten β, π, γ sowie δ über die Gruppen hinweg konstant sind. Ihre zentrale Annahme besteht nun darin, dass sich die Individuen in den einzelnen Gruppen gemäß ihrer Ausstattung mit unbeobachtbarer Heterogenität ordnen lassen, wobei nicht die absolute Höhe dieser Ausstattung eine Rolle spielt, sondern nur die relative Position in der jeweiligen Gruppe. Bezeichne C_i die relative Position beziehungsweise den Rang eines Individuums in seiner Gruppe, welche durch die Variable D_i festgelegt ist, dann läßt sich diese Annahme formal wie folgt ausdrücken:

$$E[\varepsilon_i | S_i, X_i, W_i, D_i] = E[\varepsilon_i | \nu_i, D_i] = f(C_i), \quad (3.9)$$

wobei f eine zu schätzende Funktion ist, die den Einfluß des Rangs eines Individuums auf die Höhe seines erzielten Lohnsatzes widerspiegelt. Nun läßt sich Gleichung (3.7) wie folgt umschreiben:

$$\ln Y_i = \beta S_i + \gamma X_i + \delta W_i + f(C_i) + \eta_i, \quad (3.10)$$

⁷Siehe hierzu Hogan und Rigobon (2002), Abschnitt 3.

wobei $\eta_i = \varepsilon_i - E[\varepsilon_i | S_i, X_i, W_i, D_i]$. Es wird deutlich, dass Gleichung (3.10) konsistent mit der KQ-Methode geschätzt werden kann, da die Endogenität der Ausbildungsvariablen *BILZEIT* durch den Term $f(C_i)$ aufgefangen wird. Vella und Verbeek schätzen schließlich den Rang C_i , indem Sie die Individuen in den einzelnen Gruppen gemäß der Größe ihres Residuums aus der Ausbildungsgleichung (3.8) ordnen. Die Funktion $f(\cdot)$ approximieren sie durch ein Polynom endlicher Ordnung.

Der Ansatz von Vella und Verbeek vergleicht also Individuen mit der gleichen relativen Position in der jeweiligen Gruppe aber unterschiedlicher Ausbildungsdauer. Er kann somit die Höhe der Bildungsrendite trotz endogener Ausbildung schätzen, ohne dass dabei die Identifikation auf Ausschlußrestriktionen basiert.

4 Datenbeschreibung

Die nachfolgenden empirischen Analysen basieren auf Daten des Sozioökonomischen Panels (SOEP).⁸ Die verwendete Stichprobe wurde aus der Welle R des SOEP gezogen und stammt somit aus dem Jahr 2001. Wir betrachten nur männliche Vollzeitbeschäftigte aus Westdeutschland, die einen Schulabschluss erworben haben und zwischen 18 und 47 Jahre alt sind⁹. Auch werden Selbstständige und Individuen, welche sich momentan in der Ausbildung befinden, aus der Analyse ausgeschlossen. Weiter werden alle Individuen mit fehlenden Beobachtungen nicht berücksichtigt, was letztendlich zu einem Datensatz führt, der 1711 Individuen umfaßt. Tabelle 1 gibt eine Übersicht über die verwendeten Variablen und ihre Definitionen, während Tabelle 2 einige deskriptive Statistiken ausweist.

Als erklärende Variable für die Ausbildungsdauer verwenden wir die Variable *BILZEIT*, welche die Ausbildungsdauer angibt, die zur Erlangung des jeweiligen Abschlusses typischerweise notwendig ist. Zum Beispiel werden dem Hauptschulabschluß 9 Schuljahre und dem Abitur 13 Schuljahre zugeordnet. Ergänzend dazu werden zusätzliche Ausbildungszeiten berücksichtigt, so dass beispielsweise für eine abgeschlossene Lehre weitere 1,5 Jahre Ausbildung addiert und ein Hochschulabschluß mit weiteren 5 Jahren berücksichtigt wird.

In mehrgliedrigen Schulsystemen ist es in der Regel sinnvoll, die Ausbildungszeit

⁸Für eine nähere Beschreibung des SOEP siehe SOEP Group (2001).

⁹Die Altersobergrenze von 47 Jahren ergibt sich aus der Tatsache, dass uns Informationen über die Anzahl der Gymnasien in den einzelnen Bundesländern nur ab dem Jahr 1964 vorliegen.

unterschiedlicher Schulabschlüsse mit entsprechenden Dummyvariablen abzubilden. Dieses Vorgehen führt in aller Regel zu einer höheren Anpassungsgüte, da es das Modell mit stetigen Ausbildungszeitvariablen, wie oben definiert, parametrisch nistet. Wir entscheiden uns hier dennoch für das in angelsächsischen Studien vorherrschende Vorgehen, Ausbildungszeit über eine stetige Variable abzubilden, um einerseits eine größere Kongruenz zum theoretischen Modellansatz zu erzielen und andererseits angesichts des Mangels einer hinreichenden Zahl von Instrumenten die Möglichkeit zu haben, die Konsequenz der Überidentifikation für die verschiedenen Schätzer zu überprüfen.

Nachfolgend verwenden wir die Variablen FLAECHEGYM, ALQ sowie ANZSCH und ANZBR als Instrumente. Die Variable FLAECHEGYM gibt den durchschnittlichen Einzugsbereich eines Gymnasiums im jeweiligen Bundesland an und wird als Quotient aus der Größe des Landes und der Anzahl der Gymnasien berechnet¹⁰. Dieses Maß wird schließlich für jedes Individuum zum Zeitpunkt seines Grundschulabschlusses berücksichtigt. Die Idee hinter dieser Instrumentierung ist, dass der Einzugsbereich eines Gymnasiums die durchschnittliche Distanz zum nächstgelegenen Gymnasium widerspiegelt und somit ein Maß für die Opportunitätskosten einer höheren Schulausbildung darstellt.¹¹

Einer Idee von Maier, Pfeiffer und Pohlmeier (2003) folgend verwenden wir die regionale Arbeitslosenquote zum Zeitpunkt des ersten Schulabschlusses ALQ als ein weiteres mögliches Instrument. Diese bildet die Opportunitätskosten einer zusätzlichen Ausbildung ab. Im Vordergrund dieser Überlegung steht das Argument, dass mit sinkenden Beschäftigungsaussichten die Bereitschaft eines Individuums im Ausbildungssystem zu verweilen steigt. Spezielle institutionelle Regelungen in Deutschland wie das Berufsvorbereitungsjahr (BVJ) und das Berufsgrundbildungsjahr (BGJ) dienen dazu, Schulabgängern mit Problemen bei der Ausbildungsplatzsuche einen Verbleib im Schulsystem zu sichern und ihre Chancen für einen Einstieg in die Arbeitswelt zu einem späteren Zeitpunkt zu erhöhen. Das Argument, dass Arbeitslosigkeit die Opportunitätskosten der Ausbildung abbildet, trifft insbesondere für das deutsche Bildungssystem zu, in dem Schulgeld sowie Studiengebühren Ausnahmen oder vernachlässigbare Größen für die Ausbildungsentscheidung darstellen.

¹⁰Die Informationen über die Anzahl der Gymnasien stammen aus Statistisches Bundesamt (verschiedene Jahrgänge).

¹¹Vergleiche zum Beispiel Kane und Rouse (1993), welche die Distanz zum nächsten College als Instrument verwenden.

Schließlich dienen sowohl die Anzahl der Schwestern ANZSCH als auch die Anzahl der Brüder ANZBR ebenfalls als Instrumente. So zeigen zum Beispiel Blake (1989) und Kessler (1991), dass die Familiengröße einen signifikanten Einfluß auf die Ausbildungsentscheidung hat. Die Validität dieser beiden Instrumente ist logischerweise nur dann gewährleistet, wenn die Familiengröße keinen direkten Einfluß auf die Höhe des Lohnes hat, was zum Beispiel dann der Fall wäre, wenn die Familiengröße die Begabung der Kinder direkt beeinflussen würde. Während die Literatur bezüglich dieses Effekts zu keinen eindeutigen Ergebnissen gelangt (so finden zum Beispiel Björklund und Jäntti (1998) einen solchen direkten Effekt, während Kessler (1991) zeigt, dass dieser nicht existiert), können wir auf Basis unserer Daten schlußfolgern, dass die Familiengröße nur einen indirekten Einfluß auf die Höhe des Lohnsatzes hat.

Mit Ausnahme der Instrumente ANZSCH und ANZBR sind unsere Instrumente auf der Makroebene definiert. Carneiro und Heckman (2002) zeigen, dass oftmals auf der Individualebene definierte Variablen wie zum Beispiel der Bildungshintergrund der Eltern aber auch die Nähe zum College mit den Fähigkeiten des betrachteten Individuums korreliert sind und somit keine validen Instrumente darstellen. Andererseits zeigen sie, dass Makrovariablen wie z. B. die lokale Arbeitslosenquote zur Zeit des Schulabschlusses oder auch der lokale Durchschnittslohn keine Korrelation mit den individuellen Fähigkeiten aufweisen, jedoch nur schwach mit der Schulvariable korreliert sind.

5 Ergebnisse

Tabelle 3 gibt die Schätzergebnisse einer KQ-Schätzung der Verdienstfunktion sowie die Instrumentvariablenschätzungen für vier unterschiedliche Instrumentierungen wieder. Auf die Wiedergabe der Schätzungen für ein Modell mit einem quadratischen Ausbildungsterm wurde verzichtet. Unabhängig von der Schätzmethode und der Wahl der Instrumente lieferten diese Schätzungen unplausible, statistisch nicht abgesicherte Werte.

Obwohl unsere Stichprobe leicht von den früheren Studien abweicht, da sie sich auf den jüngsten zur Verfügung stehenden Querschnitt des SOEP bezieht und die Altersverteilung der Arbeitnehmer aufgrund der Datenbeschränkung für die Variable FLAECHEGYM bei 47 Jahren von oben gestutzt ist, unterscheidet sich die KQ-Schätzung der Bildungsrenditen mit 6.1 Prozent nur wenig von vergleichbaren Schätzungen (siehe zum Beispiel Franz (2002), DiNardo und Pischke (1996) und Lau-

Tabelle 1: Variablendefinitionen

Variablenname	Beschreibung
LNLOHN	logarithmierter Bruttostundenlohn
BILZEIT	Ausbildungszeit (Jahre)
ALTER	Alter (Jahre)
ALTERQ	Alter quadriert (Jahre/100)
KHGROSS	Dummy für Ort der Kindheit (1=Großstadt, 0=sonst)
KHMITTEL	Dummy für Ort der Kindheit (1=mittlere Stadt, 0=sonst)
KHKLEIN	Dummy für Ort der Kindheit (1=Kleinstadt, 0=sonst)
KHLAND	Dummy für Ort der Kindheit (1=auf dem Lande, 0=sonst)
ANZBR	Anzahl Brüder
ANZSCH	Anzahl Schwestern
FLAECHEGYM	Einzugsbereich eines Gymnasiums im jeweiligen Bundesland nach Beendigung der Grundschule
ALQ	Regionale Arbeitslosenquote zum Zeitpunkt des ersten Schulabschlusses
BERLIN	Dummy für Bundesland (1=Berlin, 0=sonst)
SCHLESWIG	Dummy für Bundesland (1=Schleswig-HKQtein, 0=sonst)
HAMBURG	Dummy für Bundesland (1=Hamburg, 0=sonst)
NIEDERS	Dummy für Bundesland (1=Niedersachsen, 0=sonst)
BREMEN	Dummy für Bundesland (1=Bremen, 0=sonst)
NRW	Dummy für Bundesland (1=Nordrhein-Westfalen, 0=sonst)
HESSEN	Dummy für Bundesland (1=Hessen, 0=sonst)
RPFALZ	Dummy für Bundesland (1=Rheinland-Pfalz, 0=sonst)
BAWUE	Dummy für Bundesland (1=Baden-Württemberg, 0=sonst)
BAYERN	Dummy für Bundesland (1=Bayern, 0=sonst)

Tabelle 2: Deskriptive Statistiken

Variablenname	Mittelwert	Standardabweichung
LNLOHN	2.516	0.377
BILZEIT	12.475	2.652
ALTER	37.081	6.668
ALTERQ	14.194	4.727
KHGROSS	0.207	
KHMITTEL	0.175	
KHKLEIN	0.218	
KHLAND	0.398	
ANZBR	0.921	1.142
ANZSCH	0.862	1.032
FLAECHEGYM	118.838	62.990
ALQ	4.753	3.136
BERLIN	0.016	
SCHLESWIG	0.036	
HAMBURG	0.015	
NIEDERS	0.113	
BREMEN	0.011	
NRW	0.269	
HESSEN	0.088	
RPFALZ	0.097	
BAWUE	0.158	
BAYERN	0.197	

er und Steiner (2000)). Auch die gewählte Spezifikation mit Alter als Proxyvariable für Erfahrung führt zu etwas niedrigeren Schätzergebnissen für die Bildungsrendite im Vergleich zu Spezifikationen mit potentieller oder tatsächlicher Berufserfahrung als erklärender Variablen. Lauer und Steiner (2000) zeigen auf Grundlage der SOEP-Daten von 1984 bis 1997, dass die Bildungsrendite für jüngere Kohorten gesunken ist. Die Berücksichtigung von Arbeitnehmern bis zur Altersobergrenze von 60 Jahren liefert eine nur um 0.04 Prozentpunkte höhere Bildungsrendite, so dass wir davon ausgehen, dass beim Vergleich mit den Ergebnissen früherer Studien die von uns gewählte Stichprobenabgrenzung nur einen unwesentlichen Einfluss auf die Schätzergebnisse hat.

Je nach Instrumentierung unterscheiden sich die IV-Schätzungen deutlich. Größere Schätzungen für die Bildungsrendite als die KQ-Schätzung liefern das Modell (ii) mit der Instrumentierung über das gymnasiale Angebot interagiert mit dem Ort der Kindheit (9.7 Prozent) als auch Modell (iv), bei dem die Anzahl der Brüder und die

Tabelle 3: Ergebnisse der KQ und IV Schätzungen

Modell	(i) KQ	(ii) IV	(iii) IV	(iv) IV	(v) IV
Instrumente	Modell (ii):		FLAECHEGYM interagiert mit Ort der Kindheit		
	Modell (iii):		ALQ, ALQ \times ALTER		
	Modell (iv):		ANZBR, ANZSCH		
	Modell (v):		alle		
BILZEIT	0.061 (0.003)	0.097 (0.019)	0.054 (0.070)	0.075 (0.016)	0.086 (0.013)
ALTER	0.090 (0.010)	0.076 (0.013)	0.093 (0.030)	0.085 (0.012)	0.080 (0.012)
ALTERQ	-0.101 (0.014)	-0.082 (0.018)	-0.105 (0.039)	-0.094 (0.016)	-0.088 (0.017)
KONSTANTE	-0.163 (0.171)	-0.344 (0.202)	-0.129 (0.388)	-0.234 (0.190)	-0.288 (0.203)
R^2	0.355	0.292	0.353	0.345	0.325
# Instrumente		4	2	2	8
F-Test auf Instrumente		10.52	1.38	26.52	11.46

Anzahl der Schwestern als Instrument verwendet werden (7.5 Prozent). Allerdings ist die Anpassungsgüte für das Modell (ii) deutlich geringer als bei allen anderen Spezifikationen. Die IV-Schätzung von Modell (iii) mit der Instrumentierung über die Arbeitslosenquote zur Zeit des Schulabschlusses interagiert mit dem Alter liefert die geringste Schätzung der Bildungsrendite mit 5.4 Prozent. Werden sämtliche Gruppen von Instrumenten verwendet (Modell (v)), erhält man eine Bildungsrendite, die mit 8.6 Prozent deutlich über der KQ-Schätzung liegt.

Die letzte Zeile von Tabelle 3 enthält die Ergebnisse der F-Tests für die Erststufenschätzungen, die Auskunft über die Erklärungskraft der verwendeten Instrumente geben. Stock, Wright und Yogo (2002) berechnen hierfür die kritischen Werte für einen F-Test der ersten Stufe auf schwache Instrumente, so dass bei einem konventionellen t-Test für β mit nominalem Signifikanzniveau von 5 Prozent die tatsächliche Verwerfungswahrscheinlichkeit unter der Nullhypothese 15 Prozent unterschreitet. Für die Modelle (ii), (iii) und (v) liegen die Prüfgrößen unter den von Stock et al. berechneten kritischen Werten, so dass die Hypothese schwacher Instrumente und einer fehlerhaften, nicht auf der Normalverteilung beruhenden Inferenz nicht verworfen werden kann. Nur bei Modell (iv) mit der Instrumentierung über die Anzahl

der Brüder und Schwestern liegt die Prüfgröße deutlich über dem kritischen Wert.

Ein etwas anderes Bild ergibt sich, wenn die Verzerrung des IV-Schätzers als wichtigeres Spezifikationsproblem bei der Verwendung schwacher Instrumente angesehen wird. Stock et al. berechnen kritische Werte für den Fall, dass die Verzerrung des IV-Schätzers weniger als 10 Prozent der Verzerrung des KQ-Schätzers beträgt. Hier liegen die Werte der F-Statistiken für Modell (ii) und Modell (v) nahe den kritischen Werten für das 5 Prozent-Signifikanzniveau.¹² Nur für Modell (iv) kann die Nullhypothese schwacher Instrumente in Hinblick auf die Verzerrung eindeutig verworfen werden.

Da die Tests durchaus auf die Existenz schwacher Instrumente hinweisen, schätzen wir in einem zweiten Schritt die verschiedenen Modelle mit den oben beschriebenen robusteren Verfahren. Tabelle 4 gibt die Schätzergebnisse für eine Instrumentierung über das gymnasiale Angebot wieder. Die Verzerrungskorrektur durch die Bootstrapschätzung (BCIV) führt zu minimalen Veränderungen in den geschätzten Koeffizienten. Dies gilt nicht nur für Modell (ii), sondern auch für die anderen Instrumentierungsvarianten, deren robuste Schätzergebnisse in den Tabellen 5 bis 7 angegeben werden.

Tabelle 4: Robuste Ergebnisse für Modell (ii)

Instrumente: FLAECHEGYM interagiert mit Dummies für Ort der Kindheit					
	IV	BCIV	BAIV	LIML	FLIML
BILZEIT	0.097 (0.019)	0.100 (0.019)	0.099 (0.020)	0.063 (0.003)	0.063 (0.003)
ALTER	0.076 (0.013)	0.075 (0.014)	0.075 (0.013)	0.090 (0.010)	0.090 (0.010)
ALTERQ	-0.082 (0.018)	-0.080 (0.019)	-0.081 (0.018)	-0.101 (0.014)	-0.101 (0.014)
KONSTANTE	-0.344 (0.202)	-0.354 (0.223)	-0.353 (0.205)	-0.171 (0.171)	-0.170 (0.171)
R^2	0.292	0.286	0.285	0.355	0.355
κ			1.001	0.637	0.635

¹²Stock, Wright und Yogo (2002) weisen den kritischen Wert für 4 (Modell (ii)) bzw. 8 (Modell (v)) zusätzliche Instrumente nicht aus. Für weniger als 3 Instrumente ist der Verzerrungstest nicht berechenbar.

Tabelle 5: Robuste Ergebnisse für Modell (iii)

Instrumente: ALQ, ALQ×ALTER					
	IV	BCIV	BAIV	LIML	FLIML
BILZEIT	0.054 (0.070)	0.055 (0.076)	0.054 (0.070)	0.061 (0.003)	0.061 (0.003)
ALTER	0.093 (0.030)	0.091 (0.033)	0.093 (0.030)	0.091 (0.010)	0.091 (0.010)
ALTERQ	-0.105 (0.039)	-0.103 (0.043)	-0.105 (0.039)	-0.101 (0.014)	-0.101 (0.014)
KONSTANTE	-0.129 (0.388)	-0.111 (0.417)	-0.129 (0.387)	-0.163 (0.171)	-0.163 (0.171)
R^2	0.353	0.353	0.353	0.355	0.355
κ			1.000	0.628	0.625

Tabelle 6: Robuste Ergebnisse für Modell (iv)

Instrumente: ANZBR, ANZSCH					
	IV	BCIV	BAIV	LIML	FLIML
BILZEIT	0.075 (0.016)	0.075 (0.015)	0.075 (0.016)	0.062 (0.003)	0.062 (0.003)
ALTER	0.085 (0.012)	0.085 (0.013)	0.085 (0.012)	0.090 (0.010)	0.090 (0.010)
ALTERQ	-0.094 (0.016)	-0.094 (0.017)	-0.094 (0.016)	-0.101 (0.014)	-0.101 (0.014)
KONSTANTE	-0.234 (0.190)	-0.232 (0.205)	-0.234 (0.190)	-0.167 (0.171)	-0.167 (0.171)
R^2	0.345	0.345	0.345	0.355	0.355
κ			1.000	0.639	0.637

Ähnliche Ergebnisse wie die IV- und die BCIV-Schätzung liefert auch der Verzerrungsangepasste Instrumentvariablen-Schätzer (BAIV). Dies ist nicht allzu verwunderlich, da der Korrekturfaktor κ entweder aufgrund der Anzahl der Instrumente genau 1 ist und somit dem IV-Schätzer identisch ist (Modell (iii) und (iv)) oder nur sehr wenig davon abweicht.

Sowohl der LIML-Schätzer als auch Fullers modifizierter LIML-Schätzer weisen Steuerungsparameter zwischen 0.625 und 0.647 auf (vergleiche Tabellen 4 bis 7). Aufgrund des hohen Beobachtungsumfangs unterscheiden sich κ_{LIML} und κ_{FLIML} kaum, so dass die Schätzungen sehr ähnlich ausfallen. Die LIML- und FLIML-Schätzungen der Bildungsrendite liegen für vier Instrumentierungsvarianten deutlich unter

Tabelle 7: Robuste Ergebnisse für Modell (v)

Instrumente: alle					
	IV	BCIV	BAIV	LIML	FLIML
BILZEIT	0.086 (0.013)	0.087 (0.013)	0.088 (0.014)	0.063 (0.003)	0.063 (0.003)
ALTER	0.080 (0.012)	0.080 (0.012)	0.080 (0.012)	0.090 (0.010)	0.090 (0.010)
ALTERQ	-0.088 (0.017)	-0.088 (0.017)	-0.087 (0.016)	-0.100 (0.014)	-0.100 (0.014)
KONSTANTE	-0.288 (0.203)	-0.298 (0.204)	-0.297 (0.188)	-0.174 (0.171)	-0.174 (0.171)
R^2	0.325	0.320	0.320	0.355	0.355
κ			1.004	0.649	0.647

der entsprechenden herkömmlichen IV-Schätzung und nur ein wenig über der KQ-Schätzung. Allerdings sind die geschätzten Bildungsrenditen statistisch gut abgesichert.¹³

Das Schätzergebnis für die Bildungsrendite auf Basis des IH-Schätzers wird in Tabelle 8 wiedergegeben, wobei zum Vergleich auch die KQ-Schätzung angegeben ist. Der Standardfehler des IH-Schätzers wurde mit Hilfe des Bootstrap Verfahrens ermittelt.

Tabelle 8: IH-Schätzergebnisse

	KQ	IH
BILZEIT	0.061 (0.003)	0.042 (0.013)

Die geschätzte Rendite eines zusätzlichen Schuljahres beläuft sich also auf 4.2 Prozent und ist damit geringer als das entsprechende Resultat der KQ-Schätzung, wobei die Differenz statistisch signifikant ist.¹⁴ Die Präzision des Schätzers liegt dabei ungefähr in der Größenordnung klassischer IV Schätzer bei Existenz von starken Instrumenten (vergleiche hierzu Tabelle 3).

¹³Die Wahl des Korrekturfaktors α bei Fullers Schätzer fällt aufgrund des vergleichsweise großen Terms im Nenner kaum ins Gewicht.

¹⁴Dieses Ergebnis ähnelt dem Resultat von Hogan und Rigobon, die ihren Schätzer auf britische Daten anwenden und ebenfalls eine Rendite ermitteln, die geringer ausfällt als die entsprechende Rendite aus der KQ Schätzung (6,1 versus 6,8 Prozent). Bei ihnen ist die Differenz jedoch nicht signifikant.

Bei unserer Anwendung des Rang-IV-Schätzers definieren wiederum die einzelnen Bundesländer die Einteilung der Individuen in Gruppen. Die Schätzergebnisse werden in Tabelle 9 wiedergegeben, wobei als Referenz die entsprechenden KQ Schätzergebnisse ebenfalls angegeben sind.

Tabelle 9: Rang-IV-Schätzergebnisse

	KQ		Rang-IV	
	Koeff.	Std. Fehler	Koeff.	Std. Fehler
BILZEIT	0.059	0.002	0.032	0.010
ALTER	0.058	0.026	0.082	0.030
ALTER2	-0.059	0.034	-0.089	0.039
ANZSCH	-0.003	0.007	-0.012	0.008
ANZBR	-0.005	0.006	-0.014	0.008
ALQ	-0.032	0.026	-0.024	0.031
ALQALTER	0.001	0.000	0.000	0.000
KHKLEIN	0.020	0.044	0.030	0.044
KHMITTEL	0.084	0.046	0.093	0.048
KHGROSS	0.025	0.042	0.025	0.044
FLAECHE	-0.001	0.001	-0.001	0.001
FLKL	-0.001	0.001	0.001	0.000
FLMIT	-0.001	0.001	-0.001	0.000
FLGR	0.001	0.001	0.001	0.000
SCHLESWI	0.025	0.170	-0.051	0.190
HAMBURG	-0.098	0.083	-0.105	0.085
NIEDERS	0.036	0.179	-0.025	0.201
BREMEN	-0.072	0.093	-0.121	0.085
NRW	-0.046	0.074	-0.085	0.076
HESSEN	0.004	0.104	-0.037	0.111
RPFALZ	-0.029	0.124	-0.080	0.140
BAWUE	0.030	0.094	-0.000	0.101
BAYERN	0.091	0.172	0.030	0.195
KONSTANTE	0.505	0.484	0.293	0.550
RANG			0.255	0.090
R^2		0.367		0.371

Es zeigt sich, dass die Funktion $f(C_i)$ durch einen linearen Zusammenhang ausreichend abgebildet wird. Fügt man Terme höherer Ordnung hinzu, fallen diese statistisch insignifikant aus. Die Rendite eines zusätzlichen Ausbildungsjahres wird auf 3.2 Prozent geschätzt, wobei dieses Resultat signifikant kleiner ist als das entsprechende Ergebnis bei Verwendung von KQ, bei der eine Rendite von 5.9 Prozent ermittelt wird. An dieser Stelle wird deutlich, dass der Unterschied in den Ergebnis-

sen nicht aus der abgewandelten Spezifikation der Lohngleichung resultiert, da die 5.9 Prozent sehr dicht an den auf Basis der Ausgangsspezifikation geschätzten 6.1 Prozent (siehe Tabelle 3) liegen.

Somit kommen die in diesem Abschnitt vorgestellten Verfahren von Hogan und Rigobon auf der einen sowie Vella und Verbeek auf der anderen Seite zu erstaunlich ähnlichen Resultaten. Beide Ansätze nutzen die Tatsache aus, dass die Verteilung der strukturellen Fehlerterme für Untergruppen der betrachteten Individuen unterschiedlich ist und sind so in der Lage, kausale Bildungsrenditen zu schätzen, ohne dabei auf die Identifikation durch Ausschlussrestriktionen angewiesen zu sein.

6 Zusammenfassung

In dieser Arbeit untersuchen wir den kausalen Effekt von Humankapitalinvestitionen auf das Einkommen unter dem Aspekt heterogener Bildungsrenditen und schwacher Instrumente. Die Verdienstfunktion mit heterogenen Bildungsrenditen impliziert strenge Anforderungen an die Validität von Instrumenten. Vor allem bieten sich Instrumente an, welche die Angebotsseite des Bildungssektors abbilden und mit den unbeobachtbaren individuellen Fähigkeiten unkorreliert sind. Da derartige Instrumente aus einem quasi-experimentellen Design oftmals nicht verfügbar sind und/oder nur schwach mit der Ausbildungsvariablen korrelieren, müssen konventionelle, auf den Instrumentvariablen-Schätzer beruhende Schätzungen hinterfragt werden.

Um dieses Problem zu lösen, schlagen wir in dieser Arbeit unterschiedliche Schätzstrategien vor. Unter Verwendung vier unterschiedlicher Instrumentierungen schätzen wir die Bildungsrendite mit Hilfe von Instrumentvariablen, welche die Probleme der Verzerrtheit des IV-Schätzers und der fehlerhaften Inferenz lindern. Obwohl unsere Tests die Existenz einer schwachen Instrumentierung bei der Mehrzahl der Instrumentierungsvarianten nicht ausschließen können, liefern die alternativen IV-Verfahren (verzerrungskorrigierte IV-Schätzer, verzerrungsangepasste IV-Schätzer, LIML- und Fullers modifizierter LIML-Schätzer) nur geringfügig unterschiedliche Schätzergebnisse. In der Regel finden wir Schätzungen für die Bildungsrendite westdeutscher Arbeitnehmer, die zwischen den niedrigeren KQ-Schätzungen und den höheren, konventionellen IV-Schätzungen liegen, jedoch stärker den konventionellen IV-Schätzungen ähneln.

Unabhängig von den Wahl der Instrumente und des Korrekturverfahrens angesichts schwacher Instrumente sowie der Verzerrung in endlichen Stichproben beruhen IV-Schätzer für die Verdienstfunktion auf dem gleichen Typus von identifizierenden Annahmen, nämlich der Orthogonalität bzw. im Falle heterogener Renditen der Unabhängigkeit von Instrument und Fehlerterm. Insofern erscheint es nicht allzu verwunderlich, dass bei gegebener Identifikationsstrategie die IV-Schätzungen in die gleiche Richtung deuten.

Bei der Identifikation des Kausaleffektes von Bildungsinvestitionen über Annahmen hinsichtlich der konditionalen Einkommensverteilung ergibt sich ein deutlich anderes Bild. In dieser Arbeit kommen exemplarisch der Rang-IV-Schätzer von Rummery, Vella und Verbeek (1999) sowie der IH-Schätzer von Hogan und Rigobon (2002) zur Anwendung. Beide Schätzverfahren gehen von strengeren Identifikationsannahmen bezüglich des konditionalen Fehlerterms der Verdienstfunktion aus, bedürfen jedoch keiner zusätzlichen Instrumente, um den Kausaleffekt zu identifizieren. Die Schätzergebnisse dieser zweiten Strategie liefern kleinere Bildungsrenditen als der (verzerrte) KQ-Schätzer. Die doch recht deutlichen Unterschiede in den Schätzergebnissen, die sich aus den unterschiedlichen Identifikationsstrategien ergeben, belegen, dass die oftmals betonte Robustheit der Ergebnisse wesentlich durch mit der Verwendung vergleichbarer Identifikationsstrategien zu erklären ist.

Im Kontext der Verwendung von klassischen Instrumenten sollte in Zukunft stärkeres Augenmerk auf die Korrelationsstrukturen dieser Instrumente gelegt werden. Auch wenn unsere Ergebnisse durchaus ermutigend sind, was die Robustheit der Kausaleffekte von Bildungsrenditen angeht, sollten zukünftige Anwendungen intensiver, z. B. mit Hilfe von zusätzlichen Datensätzen, die Korrelationsstrukturen von Instrumenten analysieren, um so einen Einblick zu gewinnen, inwieweit das verwendete Instrument mit den unbeobachtbaren Faktoren der Bildungsnachfrage (Fähigkeiten etc.) korreliert ist. Kontrollfunktionsschätzer, welche die stochastische Bildungsrendite über lineare Prädiktoren der Angebots- und der Nachfrageseite abbilden, mögen hier eine Alternative sein, wenn auch das Problem der Identifikation und der schwachen Instrumentierung virulent bleibt.

Literatur

- ANGRIST, J., G. W. IMBENS UND D. B. RUBIN (1996): "Identification and Causal Effects Using Instrumental Variables," *Journal of the American Statistical Association*, 90, 444 – 455.
- ANGRIST, J. D. UND G. W. IMBENS (1995): "Two-Stage Least Squares Estimation of Average Causal Effects in Models with Variable Treatment Intensity," *Journal of the American Statistical Association*, 90, 431 – 442.
- ANGRIST, J. D. UND A. B. KRUEGER (1991): "Does Compulsory School Attendance Affect Schooling and Earnings," *Quarterly Journal of Economics*, 106, 979 – 1014.
- ARIAS, O., K. F. HALLOCK UND W. SOSA-ESCUADERO (2001): "Individual Heterogeneity in the Returns to Schooling: Instrumental Variable Quantile Regression Using Twins Data," *Empirical Economics*, 26, 7–40.
- ASHENFELTER, O. UND C. ROUSE (1998): "Income, Schooling, and Ability: Evidence From a New Sample of Identical Twins," *Quarterly Journal of Economics*, 113, 253–284.
- BECKER, G. S. (1967): "Human Capital and the Personal Distribution of Income," *University of Michigan Press*.
- BJÖRKLUND, A. UND M. JÄNTTI (1998): "The Impact of the Number of Siblings on Men's Adult Earnings: Evidence from Finland, Sweden and the United States," Mineo.
- BLAKE, J. (1989): *Family Size and Achievement*. University of California Press, Berkeley.
- BLOMQUIST, S. UND M. DAHLBERG (1999): "Small Sample Properties of LIML and Jackknife IV Estimators: Experiments With Weak Instruments," *Journal of Applied Econometrics*, 14, 69 – 88.
- BOUND, J., D. JAEGER UND R. BAKER (1995): "Problems with Instrumental Variables Estimation When the Correlation between Instruments and Endogenous Explanatory Variables is Weak," *Journal of the American Statistical Association*, 90, 443 – 450.
- CARD, D. (1995a): "Earnings, Schooling and Ability Revisited," *Research in Labor Economics*, 14, 23–48.
- (1995b): "Using Geographic Variation in College Proximity to Estimate the Return to Schooling," in *Aspects of Labor Market Behaviour: Essays in Honour of John Vanderkamp*, Hrsg. L. Christofides, E. Grant und R. Swidinsky. University of Toronto Press, Toronto.
- (1999): "The Causal Effect of Education and Earnings," *Handbook of Labour Economics*, 3, 1801–1863.

- (2001): “Estimating the Returns to Schooling: Progress on Some Persistent Econometric Problems,” *Econometrica*, 69, 1127–1160.
- CARNEIRO, P. UND J. J. HECKMAN (2002): “The Evidence on Credit Constraints in Post-Secondary Schooling,” *The Economic Journal*, 112, 705–734.
- DAVIDSON, R. UND J. G. MACKINNON (1993): *Estimation and Inference in Econometrics*. Oxford University Press, New York, Oxford.
- DINARDO, J. UND J. PISCHKE (1996): “The Returns to Computer Use Revisited: Have Pencils changed the Wage Structure too?,” NBER Working Paper 5606.
- DONALD, S. G. UND W. NEWEY (2001): “Choosing the Number of Instruments,” *Econometrica*, 69, 1161 – 1191.
- FRANZ, W. (2002): *Arbeitsmarktökonomik*. Springer, Berlin.
- FREEDMAN, D. A. (1984): “On Bootstrapping Two-Stage Least-Squares Estimates in Stationary Linear Models,” *The Annals of Statistics*, 12, 827 – 842.
- FULLER, W. A. (1977): “Some Properties of a Modification of the Limited Information Estimator,” *Econometrica*, 45, 939 – 954.
- GRILICHES, Z. (1977): “Estimating the Returns to Schooling: Some Econometric Problems,” *Econometrica*, 45, 1 – 22.
- HAHN, J. UND J. HAUSMAN (2003): “Weak Instruments: Diagnosis and Cures in Empirical Econometrics,” *American Economic Review*, 93, 118 – 125.
- HAHN, J., J. HAUSMAN UND G. KUERSTEINER (2002): “Estimation with Weak Instruments: Accuracy of Higher Order Bias and MSE Approximations,” Mimeo.
- HAHN, J. UND J. HAUSMANN (2002): “A New Specification Test for the Validity of Instrumental Variables,” *Econometrica*, 70, 163 – 189.
- HECKMAN, J. J. UND E. VYTLACIL (1998): “Instrumental Variables Methods for the Correlated Random Coefficient Model: Estimating the Rate of Return to Schooling When the return is Corelated with Schooling,” *Journal of Human Resources*, 23, 974–987.
- HOGAN, V. UND R. RIGOBON (2002): “Using Heteroscedasticity to Estimate the Returns to Education,” NBER Working Paper 9145.
- HOROWITZ, J. L. (2000): “The Bootstrap,” *Handbook of Econometrics*, 5.
- KANE, T. J. UND C. E. ROUSE (1993): “Labor Market Returns to Two- and Four-Year Colleges: Is a Credit a Credit and Do Degrees Matter,” NBER Working Paper 4268.
- KESSLER, D. (1991): “Birth Order, Family Size, and Achievement: Family Structure and Wage Determination,” *Journal of Labor Economics*, 9, 413–426.

- KLING, J. (2001): "Interpreting Instrumental Variables Estimates of the Returns to Schooling," *Journal of Business and Economic Statistics*, 19, 358 – 364.
- LAUER, C. UND V. STEINER (2000): "Returns to Education in West Germany," ZEW Discussion Paper 00-04.
- MAIER, M., F. PFEIFFER UND W. POHLMEIER (2003): "Overeducation and Individual Heterogeneity," in *Overeducation in Europe: Current Issues in Theory and Policy*, Hrsg. F. Buechel, A. de Grip und A. Mertens. Edward Elgar, Cheltenham.
- NAGAR, A. L. (1959): "The Bias and Moment Matrix of the General K-Class Estimators of the Parameters in Simultaneous Equations," *Econometrica*, 27, 575 – 595.
- NELSON, C. R. UND R. STARTZ (1990): "Some Further Results on the Exact Small Sample Properties of the Instrumental Variable Estimator," *Econometrica*, 54, 967 – 976.
- RUMMERY, S., F. VELLA UND M. VERBEEK (1999): "Estimating the Returns to Education for Australian Youth via Rank-Order Instrumental Variables," *Labour Economics*, 6, 473 – 478.
- SOEP GROUP (2001): "The German Socio-Economic Panel (GSOEP) After More Than 15 Years - Overview," *Vierteljahreshefte zur Wirtschaftsforschung*, 70, 7 – 14.
- STAIGER, D. UND J. H. STOCK (1997): "Instrumental Variables with Weak Instruments," *Econometrica*, 65, 557 – 586.
- STATISTISCHES BUNDESAMT (verschiedene Jahrgänge): *Fachserie A, Bevölkerung und Kultur, Reihe 10, I, Allgemeines Bildungswesen*. Kohlhammer, Stuttgart.
- STOCK, J. H., J. H. WRIGHT UND M. YOGO (2002): "A Survey of Weak Instruments and Weak Identification in Generalized Method of Moments," *Journal of Business and Economic Statistics*, 20, 518 – 529.
- VELLA, F. UND M. VERBEEK (1997): "Using Rank Order as an Instrumental Variable: An Application to the Returns to Schooling," K.U.Leuven CES Discussion Paper.
- WOOLDRIDGE, J. M. (1997): "On Two Stage Least Squares Estimation of the Average Treatment Effect in a Random Coefficient Model," *Economics Letters*, 56, 129 – 133.