

Die Auswirkungen der Forschungs- und Technologiepolitik auf die Innovationsaktivitäten ostdeutscher Unternehmen¹

Von Dirk Czarnitzki

Abstract

Since the German reunification, East-German firms are prioritized in public policy schemes. This study analyzes the impact of public technology policies on innovation of firms located in East-Germany. The main question is whether public funding stimulates innovation activities or whether crowding-out effects between public and private means occur. A non-parametric matching approach is applied to investigate this question empirically. It turns out that the subsidized East-German companies would have invested remarkably less if they had not participated in public innovation policy schemes.

Zusammenfassung

Ostdeutsche Unternehmen werden seit der deutschen Wiedervereinigung bei staatlichen Subventionsprogrammen besonders berücksichtigt. Diese Studie untersucht die Auswirkungen der Forschungs- und Technologiepolitik auf die Innovationsaktivitäten von Unternehmen der neuen Bundesländer. Es stellt sich die Frage, ob die Teilnehmer der Fördermaßnahmen tatsächlich mehr in Innovationen investieren oder ob sie private Gelder gegen die öffentlichen Mittel substituieren. Zur Analyse verwende ich einen Matching-Ansatz. Es zeigt sich, dass die ostdeutschen Unternehmen ohne die Zuteilung der öffentlichen Gelder deutlich weniger Innovationsaktivitäten unternommen hätten.

JEL-Klassifikation: C14, O31, O38, H43

¹ Ich danke Matthias Almus, Irene Bertschek, Andreas Fier, Bernd Fitzenberger und Georg Licht sowie drei anonymen Gutachtern für ihre Hinweise. Für weitere Diskussionen danke ich auch den Teilnehmern folgender Workshops: „Innovationsnetzwerke und Innovationsförderung, Problemlage und Lösungsansätze für die neuen Länder“, Mai 2000, Institut für Wirtschaftsforschung, Halle, und „Mikroökonomie“, Deutsche Statistische Gesellschaft, März 2001, Blaubeuren. Dort stellte ich jeweils frühere Versionen dieser Arbeit vor.

1. Einleitung

Seit der deutschen Wiedervereinigung wird der Transformationsprozess der ostdeutschen Wirtschaft verstärkt durch staatliche Subventionen unterstützt. Berechnet man die Subventionsintensitäten als Verhältnis der Unterstützung der öffentlichen Hand zum Bruttoinlandsprodukt, so betragen die Subventionen in den neuen Länder im Vergleich zu den alten Ländern etwa das Dreieinhalbfache (vgl. Ragnitz, 2000).

Einen wichtigen Teil der öffentlichen Maßnahmen stellt die Forschungs- und Technologiepolitik dar². Gemäß Ebling et al. (1999) wurden 1996 im verarbeitenden Gewerbe der neuen Bundesländer etwa 60 % der innovativen Unternehmen gefördert. Damit ist die Förderquote fast sechsmal so hoch wie in Westdeutschland. Im ostdeutschen Dienstleistungssektor ist diese Förderquote bei innovativen Unternehmen doppelt so hoch: In den neuen Ländern wurden 1996 ca. 13 % der Firmen gefördert. Dies zeigt die staatlich gewollte Breitenwirkung der Förderung: In Deutschland wurde die Subventionierung von Unternehmen in den 90er Jahren im Zuge der Wiedervereinigung auf die neuen Bundesländer erweitert. Bei allen Förderprogrammen wurden ostdeutsche Unternehmen zugelassen und die Bedingungen für einen Anspruch auf die Fördermittel speziell für die Situation der ostdeutschen Unternehmen ausgelegt. Außerdem wurden zusätzliche Programme exklusiv für die Unternehmen der neuen Länder gestartet. Spielkamp et al. (1998) beschreiben Maßnahmen der Forschungs- und Technologiepolitik ausführlich. Die „Sonderförderung“ für Innovationen in den neuen Ländern wurde seitens des Staates damit begründet, dass der Transformationsprozess der ostdeutschen Wirtschaft beschleunigt und so die technologische Leistungsfähigkeit der neuen Länder an die Westdeutschlands herangeführt werden sollte.

Aus ökonomischer Sichtweise stellt sich die Frage, wie bzw. ob sich diese Maßnahmen auf die unternehmerischen Innovationsaktivitäten auswirken. Stimulieren die öffentlichen Mittel tatsächlich die Anstrengungen der Empfänger oder substituieren diese lediglich ihre private Finanzierung durch die Subventionsgelder?

Einen Vorteil für diese Untersuchung stellt die spezielle Situation Ostdeutschlands seit der Wiedervereinigung dar. Unmittelbar nach dem Mauerfall standen alle ostdeutschen Unternehmen gleichermaßen schwierigen Transformationsprozessen gegenüber. Durch den Wegfall der östlichen Absatzmärkte verstärkten sich diese Effekte noch. So entstand nach der Wie-

² Detailliertere Aufstellungen, insbesondere zu einzelnen ostdeutschen Fördermaßnahmen, finden sich in Belitz und Fleischer (2000) sowie in Spielkamp et al. (1998).

dervereinigung eine Landschaft von Unternehmen, die alle einen neuen Start in einem marktwirtschaftlichen Wirtschaftssystem bewältigen mussten. Durch die seit nunmehr zehn Jahren stattfindende, intensive Förderung des Staates empfiehlt sich eine Überprüfung ihrer Wirkung. Immer noch ist die ostdeutsche Wirtschaft vorwiegend durch kleine und mittlere Unternehmen geprägt. Der Industriebesatz ist viel kleiner als in den alten Bundesländern. Der Frage, ob die staatlichen Innovationssubventionen die privaten Investitionen stimulieren oder ob ein Crowding-Out stattfindet, wird im Folgenden nachgegangen. Um festzustellen, wieviel die Teilnehmer öffentlicher Maßnahmen der Forschungs- und Technologiepolitik innoviert hätten, wenn sie nicht subventioniert worden wären, verwende ich einen evaluationsökonomischen Matching-Ansatz. Da die ostdeutschen Unternehmen durch die Wiedervereinigung schwierigen Umstellungs- und Finanzierungsproblemen ausgesetzt waren, sollten in Ostdeutschland keine oder geringe Mitnahmeeffekte im Rahmen der Innovationsförderung zu erwarten sein. In den meisten Fällen wären Innovationsaktivitäten privatwirtschaftlich wohl kaum zu finanzieren gewesen.

Zunächst erfolgt ein kurzer Überblick der Literatur und die Einordnung meiner Analyse. Daran schließt sich eine Beschreibung der angewandten Matching-Prozedur und die Empirie an.

2. Bisherige Studien und konzeptioneller Hintergrund

Bei Innovationsprojekten kann ein Marktversagen auftreten (vgl. z.B. Arrow, 1962, Nelson, 1959). Unternehmen, die sich gewinnmaximierend verhalten, investieren aus gesellschaftlicher Sicht zu wenig in Innovationsaktivitäten. Denn oftmals sind die gesellschaftlichen Erträge von Innovationen höher als die privaten. So würden einige Innovationsprojekte gesellschaftliche positive externe Effekte verursachen, aber wären privatwirtschaftlich nicht profitabel. Im theoretischen Idealfall würden durch eine staatliche Subvention die privatwirtschaftlichen Kosten gesenkt, so dass diese Projekte auch für die Unternehmen profitabel würden. Die Durchführung dieser Projekte würde dann die gesellschaftliche Wohlfahrt vermehren. Folglich müsste der Staat aber bei der Vergabe von Fördermitteln die Innovationsprojekte identifizieren können, die ohne Subventionen nicht durchgeführt werden würden. Denn wenn Unternehmen von Innovationsprojekten positive Profite erwarten, führen sie diese auch ohne staatliche Unterstützung durch. Da der Staat in der Regel nicht in der Lage sein kann, die Selektion adäquat durchzuführen, besteht für die Unternehmen ein Anreiz, Projekte, die ohnehin durchgeführt worden wären, durch öffentliche Gelder zu subventionieren. Die privatwirtschaftlich unprofitablen Innovationsvorhaben

würden dann trotzdem nicht vorgenommen, d.h. die Wirkung der öffentlichen Gelder würde durch sogenannte Mitnahmeeffekte verpuffen. Ob und in wieweit eine Subvention zu einer Wohlfahrtserhöhung beiträgt oder es zu einem Crowding-Out Effekt zwischen privaten und öffentlichen Geldern kommt, ist bisher nur fallweise bekannt.

Das Spektrum der Methodik zur Evaluation öffentlicher Innovationsförderung reicht von Interviews bis zu sophisticateden ökonometrischen Schätzungen. Für Deutschland existieren nach meiner Kenntnis bislang keine Studien, in denen ökonometrische Methoden genutzt werden. Da diese in anderen Ländern aber schon vermehrt angewandt wurden, folgt ein sehr kurzer Überblick über die jüngere internationale Literatur und eine Einordnung meiner Analyse in diesen Kontext.

Überblick der jüngeren Literatur

Während die Evaluation von staatlichen Maßnahmen in der ökonomischen bzw. ökonometrischen Literatur zur Arbeitsmarktpolitik bereits weit verbreitet ist, finden sich im Vergleich dazu nur wenige industrieökonomische Evaluationen. Jüngst publizierten Klette et al. (2000) und David et al. (2000) jeweils einen Überblick der Literatur ökonometrischer Analysen zu den Auswirkungen von Innovationsförderung. Während Klette et al. sich auf mikroökonomische Studien beschränken, gehen David et al. insbesondere auf die Unterschiede der Studien verschiedener Aggregationsniveaus ein. David et al. fokussieren ihren Überblick auf den Zusammenhang von Subventionen und FuE-Ausgaben: 9 von 19 Studien auf der Mikroebene, d. h. mindestens Unternehmensebene, schließen „netto“ auf eine substitutive Beziehung zwischen privaten und öffentlichen Gütern. Auf der Branchen- oder Länderebene weisen lediglich 2 von 14 Studien substitutive Beziehungen auf. Die Ergebnisse der Studien sind sehr heterogen: Ein Drittel der Analysen weisen substitutive Zusammenhänge zwischen privaten und öffentlichen Geldern auf. Die Mehrzahl findet allerdings komplementäre Beziehungen zwischen den beiden Finanzierungsformen der unternehmerischen Forschung und Entwicklung.

Beschränkt man sich auf mikroökonomische Studien, wie Klette et al. (2000), findet sich immer noch eine große Heterogenität durch verschiedene endogene Variablen bzw. Erklärungsansätze: So schätzen z.B. Griliches und Regev (1998) eine Produktionsfunktion, in der unter anderem ein FuE-Kapitalstock als Regressor verwendet wird. Dabei wird unterschieden, ob dieser FuE-Kapitalstock allein durch private Gelder akkumuliert wurde oder auch durch Subventionen. Lerner (1999) untersucht das Wachstum der Beschäftigung und der Erlöse geförderter Unternehmen im Rahmen des

„Small Business Innovation Research (SBIR)“ Programms der Vereinigten Staaten. Diese Variablen verwendet Lerner allerdings ausdrücklich als Proxyvariablen für den Firmenwert, da er eigentlich einen positiven Zusammenhang zwischen staatlicher Förderung und einer Steigerung des Unternehmenswertes für wünschenswert hält. Wallsten (2000) geht sogar noch einen Schritt weiter und analysiert mit Daten des SBIR Programms die Interdependenz zwischen FuE und der Höhe der Subventionen für die Unternehmen. Mittels eines simultanen Gleichungssystems zeigt Wallsten unter anderem, dass große Unternehmen, die viel FuE betreiben, mehr Fördergelder erhalten als andere. Busom (2000) benutzt ein ökonometrisches Modell mit einer Selektionskorrektur und untersucht die Auswirkungen einer Teilnahme an einem staatlichen FuE-Förderungsprogramm in Spanien. Die Datenbasis ist ein Querschnitt von 147 spanischen Firmen verschiedener Branchen. Endogen sind die FuE-Ausgaben sowie die FuE-Ausgaben pro Mitarbeiter. Busom (2000) findet eine komplementäre Beziehung. Irwin und Klenow (1996) untersuchen im Rahmen des sogenannten SEMATECH Programms auch Anlageinvestitionen, Gesamtkapitalrenditen, Umsatzrenditen sowie das Wachstum der Arbeitsproduktivität. Als weitere Variation untersuchen Branstetter und Sakakibara (1998) schließlich noch Patentanmeldungen von Unternehmen. Aufgrund der unterschiedlichen Stichproben aus den verschiedenen Ländern und der Vielfalt methodischer Ansätze ist es kaum möglich allgemeine Schlußfolgerungen bezüglich der Wirkung von Forschungs- und Technologiepolitik zu treffen.

Einordnung dieser Studie

Wirklich vergleichbare Studien zu den Auswirkungen der Technologiepolitik sind rar. Ein Nachteil der meisten Studien ist die Beschränkung auf die Evaluation einer einzigen Fördermaßnahme, wobei aber oft nicht dafür kontrolliert wird bzw. werden kann, ob das entsprechende Unternehmen noch anderweitige Gelder aus der öffentlichen Hand erhalten hat. Zwar haben die Autoren teilweise Angaben über die genaue Höhe der erhaltenen Gelder innerhalb der betrachteten Maßnahme, aber man hat keinerlei Anhaltspunkte über den Gesamtumfang der gewährten Subventionen pro Unternehmen. Darin besteht ein Unschärfebereich der gefundenen Ergebnisse.

In dem mir vorliegenden Datensatz sind keine Angaben über die genaue Höhe der Subventionen enthalten. Allerdings gaben die Unternehmen an, ob sie überhaupt öffentliche Fördergelder bekommen haben. Hier besteht ein Vorteil gegenüber anderen Studien, da man exakt zwischen geförderten Unternehmen und nicht-geförderten Unternehmen unterscheiden kann. Somit ist diese Studie nicht auf eine einzige Subventionsmaßnahme be-

schränkt, sondern kann die durchschnittliche Gesamtwirkung der Technologiepolitik widerspiegeln.

Obwohl eine ökonometrisch gestützte Evaluationsforschung in der Arbeitsmarktforschung bereits weit verbreitet ist, finden sich in der industrieökonomischen Literatur kaum Anwendungen.³ Von den o. g. Studien zum Innovationsverhalten von Unternehmen verwendet lediglich Busom (2000) ein ökonometrisches Evaluationsverfahren. Sie schätzt ein Selektionsmodell um den Erfolg einer Programmteilnahme zu quantifizieren. In der neueren Literatur zur Evaluationsproblematik werden Selektionsmodelle jedoch häufig kritisiert: Auf der Basis fehlspezifizierter und restriktiver funktionaler Formen sind eine Vielzahl von Schätzergebnissen möglich (vgl. z.B. Heckman et al., 1999, S. 1956ff). Jüngst publizierten Almus und Prantl (2001) eine industrieökonomische Studie zum Überleben und Wachstum neu gegründeter Unternehmen. Mittels eines Matching-Verfahrens zeigen sie, dass junge Unternehmen, die an den Programmen der Gründungsförderung der deutschen Ausgleichsbank partizipieren, eine signifikant höhere Überlebenswahrscheinlichkeit als andere Firmen aufweisen. Mittelfristig haben die geförderten Unternehmen auch eine höhere durchschnittliche Beschäftigungswachstumsrate.

In der vorliegenden Untersuchung werden die Auswirkungen der Technologiepolitik auf das Innovationsverhalten ostdeutscher Unternehmen geschätzt. Aufgrund der vorliegenden Datenbasis bieten sich aus der Palette der evaluationsökonometrischen Werkzeuge entweder Matching-Verfahren oder Selektionsmodelle an. Wegen der oben zitierten Kritik an letztgenannten Schätzern, entscheide ich mich für ein Matching-Verfahren. Dieses wird im folgenden Abschnitt kurz vorgestellt.

3. Der Matching-Ansatz

Bei der quantitativen Wirkungsanalyse öffentlicher Fördermaßnahmen muss das Problem der Selektivität berücksichtigt werden: Ein gefördertes Unternehmen entscheidet – zumindest bei der Antragstellung – selbst, ob es an Förderprogrammen teilnimmt. Die Tatsache einer Förderung ist hier also nicht exogen, sondern hängt vielmehr vom Unternehmen ab. Man kann nicht unterscheiden, ob ein gefördertes Unternehmen nicht ohnehin in gleichem Maße Innovationsaktivitäten unternommen hätte, da z. B. der Konkurrenzdruck in der Branche so hoch ist und Innovationen daher notwendig für ein weiteres Bestehen am Markt sind. In diesem Fall könnte die Förde-

³ Ein Überblick zu Methoden und Anwendungen zur Wirkungsanalyse der deutschen Aktiven Arbeitsmarktpolitik findet sich z. B. in Fitzenberger und Speckesser (2000).

rung in einem reinen Mitnahmeeffekt verpuffen. Andererseits könnte das Unternehmen auch in einer Branche tätig sein, in der Innovationen nicht an der Tagesordnung sind. Vielversprechende Ideen werden möglicherweise nicht weiterentwickelt, weil deren Erforschung zu teuer wäre und dies nicht in der Kostenplanung vorgesehen ist. Hier würde eine Förderung den Umfang der Innovationsaktivitäten erhöhen. Aus der Tatsache, dass der Staat über die Vergabe von Fördermitteln entscheidet, tritt eine weitere Quelle für eine mögliche Selektionsverzerrung auf. Diese Selektionsverzerrung muss zur Beantwortung der Frage: „Wieviel hätten die Teilnehmer einer Fördermaßnahme innoviert, wenn sie nicht gefördert worden wären?“ eliminiert werden.

Mikroökonomische Evaluationen bauen auf dem Ansatz der potenziellen Ergebnisse auf: der kausale Effekt einer Maßnahme für Individuum i ist die Differenz zwischen dem Wert einer Ergebnisvariable Y_i^1 bei Teilnahme und dem Wert Y_i^0 , der sich für dasselbe Individuum bei Nichtteilnahme ergeben würde (Rubin, 1974). Das Evaluationsproblem besteht darin, dass Y_i^1 und Y_i^0 nicht gleichzeitig für das Individuum i beobachtet werden können. Formal ergibt sich der durchschnittliche Maßnahmeeffekt für die Teilnehmergruppe als

$$(1) \quad E(\theta^1) = E(Y^1|I = 1) - E(Y^0|I = 1) ,$$

wobei $I = 1$ anzeigt, dass es sich um die Teilnehmergruppe handelt. Der Erwartungswert der Ergebnisvariable der Teilnehmer im Zustand der Nichtteilnahme $E(Y^0|I = 1)$ ist nicht direkt beobachtbar und muss geschätzt werden. Die Schätzung dieser kontrafaktischen Situation ist Gegenstand der Evaluationsökonometrie.⁴

Beim Matching-Ansatz wird die kontrafaktische Situation geschätzt, indem man die Annahme der bedingten Unabhängigkeit (ABU) trifft (Rubin, 1977):

$$(2) \quad Y^1, Y^0 \perp I | x ,$$

d. h. gegeben der Ausprägung von x herrscht statistische Unabhängigkeit zwischen der Teilnahme und der Ergebnisvariablen. Aus den Nichtteilnehmern wird eine Kontrollgruppe gebildet, so dass die gewählten Nichtteilnehmer den Teilnehmern in wichtigen Charakteristika gleichen. Durch die ABU gilt

⁴ Vgl. z. B. Heckman et al. (1999), Schmidt (1999), Hagen und Steiner (2000), Fertig und Schmidt (2000).

$$(3) \quad E(Y^0|I = 1, x) = E(Y^0|I = 0, x)$$

So lässt sich der Maßnahmeeffekt aus Gleichung (1) wie folgt schätzen:

$$(4) \quad E(\theta^1) = E(Y^1|I = 1, x) - E(Y^0|I = 0, x).$$

Auf der Basis von beobachtbaren Charakteristika x wird jedem Teilnehmer ein „Zwilling“ zugeordnet, so dass die Selektionsverzerrung verschwindet. Die ABU ermöglicht so die Berechnung von $E(Y^0|I = 1, x)$ über die Schätzung von $E(Y^0|I = 0, x)$. Wenn die Konstruktion einer solchen Kontrollgruppe möglich ist, kann die Wirkung einer Maßnahme als die durchschnittliche Differenz der Ergebnisvariablen zwischen Teilnehmern und den gewählten Nichtteilnehmern (mit möglichst gleichen beobachtbaren Charakteristika) geschätzt werden. Sollen mehrere Charakteristika x für die Matching-Prozedur berücksichtigt werden, ist es oft nicht möglich, für einen Teilnehmer einen Nichtteilnehmer mit den gleichen Eigenschaften zu finden. Daher wird auf „ähnliche“ Nichtteilnehmer zurückgegriffen. Ein populäres Verfahren, diese für mehrere Charakteristika zu finden, ist das „Propensity Score Matching“. Nach Rosenbaum und Rubin (1983) kann man die Teilnahmeneigung der Individuen schätzen und auf der Basis dieser Neigung, d.h. des Propensity Scores, die Kontrollgruppe konstruieren. Wird immer der beste Match verwendet, spricht man vom „Nearest Neighborhood Matching“ (vgl. Heckman et al., 1999). Im Folgenden verwende ich den hybriden Ansatz von Lechner (1998), d.h. ich bestimme einerseits die Teilnahmeneigung, aber berücksichtige zusätzliche exogene Variablen, in denen sich die Teilnehmer- und die Kontrollgruppe sehr stark ähneln bzw. gleichen sollen. Die Vorgehensweise in dieser Studie ist wie folgt:⁵

1. Zunächst wird ein Probit-Modell geschätzt, um die Teilnahmeneigung der Individuen zu bestimmen. So kann die Teilnahmewahrscheinlichkeit als $\Phi(x_i'\hat{\beta}/\hat{\sigma})$ berechnet werden.⁶
2. Es wird ein Teilnehmer i aus der Stichprobe gewählt.
3. Mit dem Propensity Score und einem Zeilenvektor z_i der anderen Charakteristika, in denen sich der Teilnehmer und sein nächster Nachbar gleichen sollen, wird die Differenz

⁵ Eine detaillierte Beschreibung zur Verwendung des Matchings für Evaluierungen findet sich z. B. in Heckman et al. (1998).

⁶ Dabei stellt Φ die Verteilungsfunktion der Standardnormalverteilung dar.

$$d_{ij} = \left(\frac{x'_i \hat{\beta}}{\hat{\sigma}}, z_i \right)' - \left(\frac{x'_j \hat{\beta}}{\hat{\sigma}}, z_j \right) \quad \forall \quad j = 1, \dots, N^0$$

gebildet. Und zwar für alle Kombinationen zwischen Teilnehmer i und jeder Beobachtung j der potenziellen Kontrollgruppe. Gibt es N^0 Beobachtungen in der Kontrollgruppe werden also für N^0 Differenzen gebildet. Anstatt der geschätzten Teilnahmewahrscheinlichkeit $\Phi(x'_i \hat{\beta} / \hat{\sigma})$ wird der Index $x'_i \hat{\beta} / \hat{\sigma}$ benutzt, da dieser laut Hujer et al. (1997) bessere Verteilungseigenschaften besitzt.

4. Um die Informationen des Zeilenvektors der Differenzen in einem Skalar zu verdichten, wird anschließend die Mahalanobisdistanz

$$MD_{ij} = d'_{ij} \Omega^{-1} d_{ij} \quad \forall \quad j = 1, \dots, N^0$$

berechnet, um den nächsten Nachbarn zu finden. Ω ist die Kovarianzmatrix von $x'_j \hat{\beta} / \hat{\sigma}$ und den Elementen von z_j auf der Basis der potenziellen Kontrollgruppe.

5. Der Nichtteilnehmer mit der kleinsten Mahalanobisdistanz zum i -ten Teilnehmer wird als Kontrollbeobachtung gewählt. Falls mehrere Beobachtungen die gleiche Distanz aufweisen, wird von diesen eine zufällig gezogen.
6. Die Schritte 2 bis 5 werden für alle Teilnehmer wiederholt.
7. Die Ergebnisvariable der Teilnehmer und der ermittelten Kontrollgruppe werden verglichen, d. h. es wird ein t -Test auf Mittelwertunterschiede der beiden Gruppen durchgeführt.

4. Empirische Analyse

In diesem Abschnitt werden zunächst die verwendeten Daten vorgestellt. Anschließend erfolgt die mikroökonomische Analyse. Die Datenbasis ist das Mannheimer Innovationspanel (MIP) des Zentrums für Europäische Wirtschaftsforschung (ZEW) in Mannheim. Seit 1993 führt das ZEW eine jährliche Erhebung zum Innovationsverhalten deutscher Unternehmen im Auftrag des Bundesministeriums für Bildung und Forschung durch.⁷ Verwendet werden in dieser Studie die Erhebungen der Jahre 1997 und 1999,

⁷ Das ZEW stellt für externe Wissenschaftler einen anonymisierten „Scientific Use File“ des MIP zur Verfügung. Dieser kann auf Anfrage direkt vom ZEW bezogen werden. Für detaillierte wissenschaftliche Analysen können die unverfälschten Originaldaten nach Terminvereinbarung auch vor Ort im ZEW in Mannheim genutzt werden.

d. h. die erfassten Daten beziehen sich auf die Jahre 1996 und 1998. Die Analysen beschränken sich auf innovative Unternehmen des verarbeitenden Gewerbes, d.h. hier gemäß der Klassifikation der Wirtschaftszweige des Statistischen Bundesamtes von 1993 auf die Wirtschaftsabteilungen 15 bis 36. Im Mannheimer Innovationspanel werden nur Unternehmen mit mindestens fünf Beschäftigten erfasst. Die folgenden Analysen sind Querschnittsbetrachtungen, da für die Fragestellung kein Paneldatensatz im eigentlichen Sinne vorliegt: Es liegen Daten zu 522 Unternehmen vor, von denen aber 74% nur an einer der beiden MIP-Erhebungen teilgenommen haben. Ändert sich der Status eines Unternehmens von „gefördert in 1996“ auf „nicht-gefördert in 1998“ wird die Beobachtung aus dem Jahr 1998 nicht für die Kontrollgruppe verwendet, da ein möglicher nachhaltiger Effekt der Förderung das Ergebnis verzerren kann. Ändert sich der Status genau umgekehrt, entsteht dieses Problem nicht. Die zur Verfügung stehende Stichprobe enthält 640 Beobachtungen ostdeutscher Innovatoren. Davon haben 70% (448 Beobachtungen) an öffentlichen Maßnahmen der Innovationsförderung teilgenommen. Die Ergebnisvariable Y_i ist die Innovationsintensität der Unternehmen, d. h. das Verhältnis der Innovationsaufwendungen zum Umsatz (multipliziert mit 100). Die Definition der Innovationsaufwendungen entspricht im MIP den Richtlinien des OSLO-Manuals der OECD (1997) und ist im Anhang abgedruckt. Zunächst wird ein Probit-Modell für die Wahrscheinlichkeit der Teilnahme an einer Fördermaßnahme geschätzt. Gegeben sei die Gleichung

$$(5) \quad I_i^* = x_i' \beta + \varepsilon_i,$$

wobei I^* die nicht-beobachtbare Teilnahmewahrscheinlichkeit mit $I^* \sim N(\mu, \sigma^2)$ des i -ten Unternehmens darstellt, x_i die Determinanten dessen Teilnahme. Der zu schätzende Parametervektor ist β/σ , da im Probit-Modell nur das Verhältnis zwischen β und σ identifiziert ist. ε_i ist der Störterm. Die beobachtete Teilnahme ist

$$(6) \quad I_i = \begin{cases} 1, & \text{für } I_i^* > 0, \\ 0, & \text{für } I_i^* \leq 0. \end{cases}$$

Zur Schätzung der Teilnahmewahrscheinlichkeit werden folgende Variablen benutzt: Die Unternehmensgröße wird durch die Anzahl der Beschäftigten gemessen. Außerdem wird die Wettbewerbssituation berücksichtigt. Dazu verwende ich die Konzentrationsrate CR6, d.h. die Summe der Marktanteile der sechs umsatzstärksten Unternehmen einer Branche.⁸ Zusätzlich

⁸ Alle Branchendaten beziehen sich auf Gesamtdeutschland und sind auf der dreistelligen Ebene der Wirtschaftszweigklassifikation erfasst.

wird der internationale Wettbewerb in Form der Importquote auf Branchenebene und der Exportquote auf Unternehmensebene erfasst. Der Marktanteil ist in der Theorie des oligopolistischen Wettbewerbs eine zentrale Größe. Schließlich soll die Kapitalintensität für unterschiedlichen Technologieeinsatz im Produktionsprozess kontrollieren. Diese ist hier als Quotient aus dem Sachanlagevermögen in Millionen DM und der Beschäftigtenanzahl gebildet. Außerdem enthält die Gleichung Dummyvariablen für Tochterunternehmen, deren Mutter ihren Sitz im Ausland bzw. in den alten Bundesländern hat. Für ausländische bzw. westdeutsche Unternehmen sollte die Teilnahmewahrscheinlichkeit an Fördermaßnahmen geringer sein. Zudem wird das Unternehmensalter berücksichtigt, da es speziell Programme für junge Unternehmen bzw. Gründungen gibt.⁹ Ferner verwende ich acht Wirtschaftszweigdummies, um für die Branchenheterogenität zu

Tabelle 1

Schätzung der Teilnahmewahrscheinlichkeit mit einem Probit-Modell

Variable	Koeffizient	t-Wert
$\ln(\text{Beschäftigte}/1000)$	1,27*	4,40
$(\ln(\text{Beschäftigte}/1000))^2$	-0,12*	-3,58
Kapitalintensität	-0,08	-0,16
Exportquote	0,007*	2,09
Marktanteil	0,11	1,14
Importquote	0,02*	2,27
Konzentrationsrate	-0,006	-1,39
Ausländische Mutter	-0,69*	-2,80
Westdeutsche Mutter	-0,37*	-2,35
1/Alter	0,03	0,05
1998	-0,11	-0,96
Branche 2	0,08	0,20
Branche 3	0,21	0,89
Branche 4	0,77*	3,24
Branche 5	0,61*	2,43
Branche 6	0,67*	3,28
Branche 7	1,04*	3,11
Branche 8	0,83*	2,99
Konstante	-3,30*	-5,14
Log Likelihood	-348,23	
Pseudo R^2	0,11	
Beobachtungen	640	

* signifikant von Null verschieden auf dem 5% Niveau.

⁹ In der Regression wird 1/Alter als Regressor verwendet. Eine lineare sowie eine quadratische Spezifikation führten zu gleichen Ergebnissen.

kontrollieren. Die Aufteilung der Branchen auf die acht Gruppen ist in Tabelle 5 im Anhang. Schließlich soll ein Jahresdummy für 1998 zeitliche Unterschiede auffangen. Eine deskriptive Statistik der verwendeten Variablen findet sich in Tabelle 6 im Anhang.

Die Tabelle 1 zeigt die Ergebnisse der Probit-Regression. Die Größenvariablen $\ln(\text{Beschäftigte})$ und deren Quadrat sind signifikant von null verschieden. Größere Unternehmen haben bessere Chancen an einer Fördermaßnahme zu partizipieren, da sie über eine bessere Organisationsstruktur und möglicherweise auch über qualifizierte Mitarbeiter im FuE-Bereich verfügen. Ebenso wirkt die Exportquote positiv auf die Förderwahrscheinlichkeit. Exportierende Unternehmen demonstrieren eine gute Wettbewerbsfähigkeit, so dass gerade bei deren Innovationsprojekten hohe Spill-Over Effekte erwartet werden. Unternehmen mit einer ausländischen oder westdeutschen Mutter erhalten seltener Fördermittel. Holemans und Sleuwaegen (1988) argumentieren, dass im Rahmen der Unternehmensverflechtungen FuE oft über die Mutter gesteuert wird und so die beherrschten Firmen gar keine Anträge für Fördergelder stellen. Diese Firmen profitieren eher vom Technologietransfer seitens der Mutter als durch eigene interne FuE. Branchen, in denen die Unternehmen unter einem erhöhten Druck durch ausländische Wettbewerber stehen, werden eher in öffentlichen Maßnahmen berücksichtigt als andere Wirtschaftszweige. Die Kapitalintensität, das Unternehmensalter, der Marktanteil sowie Konzentrationsrate haben scheinbar keine Wirkung auf die Teilnahmewahrscheinlichkeit eines Unternehmens. Zusätzlich zum homoskedastischen Modell wurden auch Probits mit multiplikativer Heteroskedastie geschätzt, um eventuelle unbeobachtete Heterogenität zu berücksichtigen (vgl. Greene, 2000, S. 829 f). Im Heteroskedastie-term wurden Branchen- und Größendummies berücksichtigt. LR-Tests ergaben, dass die Annahme der Homoskedastie beibehalten werden kann.

Die Tabelle 2 zeigt, dass sich die Mittelwerte der verschiedenen Charakteristika bzw. Anteilswerte der Merkmale in der Stichprobe zwischen Teilnehmern und Nichtteilnehmern zum Teil signifikant unterscheiden (vgl. Tabelle 2, Spalten 1 und 2). Mittels des oben beschriebenen Matching-Verfahrens wird eine adäquate Kontrollgruppe konstruiert: Zunächst wurde ein Matching nur über den Propensity Score und die Anzahl der Beschäftigten durchgeführt. Das Berücksichtigen der Unternehmensgröße stellt sicher, dass nicht zwei vollkommen verschieden große Unternehmen als Zwillinge zueinander geordnet werden. Diese Prozedur ergab, dass die ermittelte Kontrollgruppe sich noch bezüglich des Alters und des Marktanteils unterschied, so dass im folgenden Schritt neben dem geschätzten Propensity Score und den Beschäftigten noch das Alter und der Marktanteil als GewichtungsvARIABLEN zur Kalkulation der Mahalanobisdistanz verwendet wurden.

Außerdem verwende ich nicht lediglich den nächsten Nachbarn, sondern führe die Restriktion ein, dass ein Kontrollunternehmen aus derselben Branchenhauptgruppe (siehe Tabelle 5 im Anhang) kommen muss wie der Teilnehmer. Der Zwilling wird also nur aus den Unternehmen der gleichen Branchenhauptgruppe gewählt. Zwar war die Branche schon in die Berechnung der Teilnahmeneigung eingegangen, aber so ist erst sichergestellt, dass nicht Unternehmen aus vollkommen unterschiedlichen Wirtschaftsbereichen verglichen werden. Aus dem Pool der potenziellen Kontrollgruppe werden die Unternehmen mit Zurücklegen gezogen, da die Gruppe der Nichtteilnehmer in diesem speziellen Fall kleiner ist als die Anzahl der Teilnehmer.

Tabelle 2
Mittelwertvergleiche zwischen Teilnehmern und Nichtteilnehmern

	Spalte 1 Geförderte Firmen	Spalte 2 Nicht-geförderte Firmen ^a	Spalte 3 Geschätzte Kontrollgruppe ^b
Branche 1	0,060	0,156*	0,058
Branche 2	0,076	0,052	0,047
Branche 3	0,083	0,151*	0,114
Branche 4	0,152	0,161	0,127
Branche 5	0,087	0,078	0,112
Branche 6	0,350	0,271*	0,350
Branche 7	0,107	0,063*	0,094
Branche 8	0,085	0,068	0,098
Jahr 1998	0,496	0,536	0,516
Beschäftigte/1000	0,139	0,121	0,118
Exportquote (in %)	15,88	9,409*	15,50
Marktanteil (in %)	0,358	0,169*	0,184*
Importquote (in %)	21,14	18,04*	19,77
Konzentrationsrate	17,94	16,60	16,44
Ausländische Mutter	0,051	0,068	0,056
Westdeutsche Mutter	0,181	0,203	0,156
Alter	6,971	9,708*	6,978
Kapitalintensität	0,099	0,106	0,101
Propensity Score	0,712	0,307*	0,659
Beobachtungen	448	192	448

* Mittelwerte unterscheiden sich bei einem Signifikanzniveau von 5%: einerseits zwischen den subventionierten Firmen und der potenziellen Kontrollgruppe (Spalten 1 und 2) und andererseits zu den Firmen der geschätzten Kontrollgruppe (Spalten 1 und 3).

^a Alle Nichtteilnehmer der Stichprobe, also vor dem Matching.

^b Gewählte Nichtteilnehmer für die Kontrollgruppe, also nach dem Matching.

Nach der Konstruktion einer Kontrollgruppe mittels der Matching-Prozedur unterscheiden sich die Mittelwerte nur noch wenig (vgl. Tabelle 2,

Spalten 1 und 3): Von den 192 potenziellen Kontrollunternehmen wurden 140 tatsächlich als Zwilling einem Teilnehmer zugeordnet, so dass jedes Zwillingsunternehmen im Durchschnitt 3,2 Mal in der geschätzten Kontrollgruppe ist. Die Teilnahmewahrscheinlichkeit der Teilnehmergruppe unterscheidet sich im Durchschnitt nicht mehr signifikant von der Nichtteilnehmergruppe. Auch die Mittelwerte der meisten anderen Variablen, die vor dem Matching unterschiedlich waren, sind nicht mehr verschieden. Lediglich der Marktanteil der geförderten Unternehmen bleibt auch nach dem Matching größer als der von nicht-geförderten Unternehmen. Dieses Problem tritt auf, weil die potenzielle Kontrollgruppe relativ klein ist. Beim Nearest Neighbor Matching wird grundsätzlich der nächste Nachbar eines Teilnehmers als Kontrollbeobachtung gewählt, aber es wird keine Restriktion eingeführt, ab wann eine Kontrollbeobachtung außerhalb einer Toleranz liegt, die noch als Nachbarschaft bezeichnet werden kann. Aufgrund der Beschaffenheit des vorliegenden Datensatzes liegen einige gewählte Kontrollbeobachtungen weit vom entsprechenden Teilnehmer entfernt, so dass nach den Matching-Prozess der Unterschied im Marktanteil bestehen bleibt. Um diesen Mismatch zu beseitigen, greife ich in einem verfeinerten Algorithmus die Idee des Caliper-Matching von Cochran und Rubin (1973) auf (vgl. dazu auch Heckman et al., 1999, S. 1953f, oder Hagen und Steiner, 2000, S. 62f). Für jede der Komponenten in der Matchingfunktion werden Ähnlichkeitsintervalle $K_{i,m}$ auf der Basis der Beobachtungen der Teilnehmer gebildet.

$$K_{i,m} : [M_{i,m} \pm c\sqrt{\text{VAR}(M_{i,m})}],$$

wobei i bedeutet, dass das Intervall für den i -ten Teilnehmer berechnet wird. M_m steht hier für die vier ($m = 1, \dots, 4$) verschiedenen Elemente der Matchingfunktion, d.h. für den Propensity Score, die Anzahl der Beschäftigten, das Unternehmensalter und den Marktanteil. Die Konstante c wird so gewählt, dass das Ähnlichkeitsintervall einem 95% Konfidenzintervall der Normalverteilung entspricht. Mit der Implementierung dieser Restriktion führe ich das Matching nochmals durch. Jetzt wird die Beobachtung mit der kleinsten Mahalanobisdistanz nur noch als Zwilling dem i -ten Teilnehmer zugeordnet, wenn gilt $M_{j,m} \in K_{i,m} \quad \forall \quad m = 1, \dots, 4$. Die Tabelle 3 zeigt die Ergebnisse dieses verfeinerten Matchings. Die Einführung der Caliper-Restriktion hat zur Folge, dass nur noch für 429 Teilnehmer Nachbarn, die innerhalb der Toleranz der Konfidenzintervalle liegen, gefunden werden können. Für die restlichen 19 Teilnehmer kann keine Evaluierung der Maßnahmen vorgenommen werden, da für diese Förderempfänger keine adäquaten Zwillinge in der Kontrollgruppe gefunden werden können. Es handelt sich bei den 19 Teilnehmern tendenziell um Unternehmen mit einem

höherem Marktanteil. Von den 192 potenziellen Kontrollbeobachtungen wurden 136 tatsächlich als Zwilling zugeordnet, d.h. im Durchschnitt wurde jede von diesen wieder etwa 3,2 Mal gezogen. Die Mittelwertvergleiche der aufgeführten Merkmale belegen, dass das neue Matching inklusive Caliper-Restriktion zu keinem Mismatch führt: Keine Differenz der Mittelwerte ist signifikant von Null verschieden.

Tabelle 3
**Mittelwertvergleiche zwischen Teilnehmern und Nichtteilnehmern
inkl. Caliper-Restriktion***

	Geförderte Firmen ^a	Geschätzte Kontrollgruppe ^b
Branche 1	0,061	0,054
Branche 2	0,068	0,040
Branche 3	0,084	0,119
Branche 4	0,156	0,131
Branche 5	0,089	0,114
Branche 6	0,347	0,347
Branche 7	0,107	0,098
Branche 8	0,089	0,098
Jahr 1998	0,501	0,524
Beschäftigte/1000	0,117	0,105
Exportquote (in %)	15,15	15,63
Marktanteil (in %)	0,166	0,126
Importquote (in %)	20,98	19,66
Konzentrationsrate	17,71	16,15
Ausländische Mutter	0,049	0,044
Westdeutsche Mutter	0,182	0,150
Alter	6,157	6,333
Kapitalintensität	0,095	0,100
Propensity Score	0,695	0,675
Beobachtungen	429	429

* Bei einem Signifikanzniveau von 5% bestehen keine Unterschiede zwischen den Mittelwerten der jeweiligen Merkmale beider Gruppen.

^a Teilnehmer, für die eine Kontrollbeobachtung vorhanden ist.

^b Gewählte Nichtteilnehmer für die Kontrollgruppe.

Durch diese Matching-Prozedur sollte die Selektionsverzerrung beseitigt sein, so dass ein Mittelwertunterschied bezüglich der Ergebnisvariablen als kausaler Effekt der Förderung interpretiert werden kann. Die durchschnittliche Differenz ergibt sich als

$$E(\hat{\theta}) = \frac{1}{N^{1*}} \left(\sum_{i=1}^{N^{1*}} Y_i^1 - \sum_{i=1}^{N^{1*}} \hat{Y}_i^0 \right).$$

Der Stern (*) im Superskript zeigt an, dass es sich nicht mehr um die ursprüngliche Anzahl der Teilnehmer handelt, sondern nur um die Teilmenge, für die ein Zwilling gefunden werden konnte. Die durchschnittliche Innovationsintensität der geförderten Unternehmen, für die ein Zwilling gefunden werden konnte, liegt bei 9,91%. Nach der Konstruktion der Kontrollgruppe ergibt sich für die Zwillinge der Teilnehmer eine durchschnittliche Innovationsintensität von 4,85%. Somit beläuft sich der Effekt, den man auf die Tatsache der Förderung zurückführen kann, auf 5,06%-Punkte (vgl. Tabelle 4). Um zu prüfen, ob diese Mittelwertdifferenz tatsächlich größer als Null ist, wird in der Regel ein t-Test durchgeführt. Allerdings müssen dazu die Standardfehler der Innovationsintensität der beiden Gruppen berechnet werden. Dies führt an dieser Stelle zu Problemen, da die Kontrollgruppe keine Zufallsstichprobe ist, sondern durch das Matching geschätzt wurde. Die im Rahmen eines „herkömmlichen“ t-Test berechneten Standardfehler wären in diesem Falle zu klein.

Bootstrapping

Um konsistente Testergebnisse zu erhalten, verwende ich die Bootstrapping-Methode. Die Idee des Bootstrapping basiert auf dem Prinzip, die Verteilung eines Schätzers durch wiederholtes Ziehen von Stichproben aus dem vorliegenden Datensatz zu simulieren. Besteht beispielsweise die vorliegende Stichprobe aus N Beobachtungen, wird eine Stichprobe im Umfang von S (mit $S \leq N$) mit Zurücklegen gezogen und damit das Modell geschätzt. Das Stichprobenziehen und Schätzen wiederholt man beliebig oft (B Wiederholungen). Mit den geschätzten Werten der Parameter aus dem Originaldatenbestand und den davon abweichenden, simulierten Schätzungen lassen sich dann die Verteilungen der Parameter darstellen und so auch die Bootstrap-Standardfehler berechnen (für weitere Details zur Methodik des Bootstrapping vgl. z.B. Efron, 1979, Efron und Tibshirani, 1993, oder Greene, 1997). Ich berechne die Bootstrap-Standardfehler, indem ich $B = 200$ Stichproben mit Zurücklegen im Umfang von $S = N$ ziehe. Für jede dieser Stichproben wird das Matching wiederholt, d.h. vom Schätzen des Probit-Modells über das Zuordnen der Zwillinge bis zum Berechnen der Mittelwertdifferenz der Zielvariable zwischen Teilnehmern und Nichtteilnehmern. Aufgrund dieser so erhaltenen 200 Mittelwertdifferenzen kann anschließend der asymptotische Standardfehler berechnet werden. Sei $\hat{\theta}_N$ die Mittelwertdifferenz, d.h. der geschätzte Maßnahmeeffekt, auf der Basis des originalen Datenbestandes. Dann ergibt sich die Varianz des Schätzers als

$$ASY.VAR(\hat{\theta}) = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B [\hat{\theta}(b)_S - \hat{\theta}_N]^2 .$$

Der t-Test in Tabelle 4 zeigt, dass der Effekt der Innovationsförderung signifikant von Null verschieden ist. Die geschätzte Standardabweichung der Mittelwertdifferenzen der Bootstrapping-Methode ist deutlich größer als die unkorrigierte, herkömmlich berechnete Standardabweichung. Nichtsdestotrotz wird die Hypothese, dass die Differenz der Mittelwerte gleich Null ist, auch auf der Basis des Bootstrapping deutlich verworfen. Daher kann geschlossen werden, dass die Subventionen, die im Rahmen der Forschungs- und Technologiepolitik an die Unternehmen vergeben wurden, nicht in Mitnahmeeffekten verpuffen. Geförderte ostdeutsche Unternehmen wenden in Relation zu ihrem Umsatz deutlich mehr für Innovationsprojekte auf als nicht subventionierte.

Tabelle 4
**Mittelwertvergleiche der Innovationsintensität
zwischen Teilnehmern und Nichtteilnehmern**

	Teilnehmer $E(Y^1)$	Nichtteilnehmer $E(\hat{Y}^0)$	Kausaler Effekt $E(\hat{\theta})$
Innovationsintensität	9,91	4,85	5,06
t-Test auf Mittelwertunterschiede			
		Std. Abw. der Mittelwert- differenz	t-Wert
Bootstrapping		0,929	5.44*
„Herkömmliche Berechnung“		0,674	7.51*

* Mittelwerte unterscheiden sich signifikant bei 5% Irrtumswahrscheinlichkeit.

5. Fazit

In dieser Studie wurde die Wirkung öffentlicher Innovationsförderung auf die privatwirtschaftlichen Aufwendungen für Innovationsprojekte ostdeutscher Unternehmen untersucht. Es zeigt sich, dass die geförderten Unternehmen deutlich von der Förderung profitieren: Die durchschnittliche Innovationsintensität geförderter Unternehmen liegt bei knapp 10%. Die Anwendung eines Matching-Schätzers zeigt, dass die Teilnehmer an Maßnahmen der Forschungs- und Technologiepolitik im Durchschnitt lediglich eine Innovationsintensität von knapp 5 % aufgewiesen hätten, wenn sie nicht gefördert worden wären. Die Wirkung der öffentlichen Gelder verpuffte zum Ende der 90'er Jahre im ostdeutschen verarbeitenden Gewerbe nicht in Mitnahmeeffekten, sondern förderte tatsächlich den Input in den Innovationsprozess der neuen Länder. Die öffentlichen Mittel zur Innovationsförderung sind also komplementär zu privaten Investitionen. Dadurch

wird die technologische Leistungsfähigkeit der ostdeutschen Wirtschaft schneller an die der westdeutschen Unternehmen angenähert. Zu klären für weitere Forschung bleibt die Frage, zu welchem Preis die Innovationsintensität der geförderten Unternehmen erhöht werden konnte. Dazu müssten die genauen Förderbeträge pro Unternehmen und Jahr in die Analyse mit- einbezogen werden. In wie weit sich dieser größere Input in den Innovati- onsprozess auch in am Markt verwertbaren Produkten oder kostensenken- den Prozessinnovationen manifestiert, bleibt ebenfalls ungeklärt. Der Inno- vationsoutput oder -erfolg ist eine weitere Stufe des Innovationsprozesses und damit weiterer Indikator der technologischen Leistungsfähigkeit. Die Untersuchung dieser Fragen wäre Gegenstand weiterer Forschung auf die- sem Gebiet.

Anhang

Klassifikation der Branchen

Tabelle 5

Klassifikation der Wirtschaftszweigdummies und Branchenhauptgruppen

Branchen- dummy	Branchen- hauptgruppe	Wirtschaftszweig
1	1	Ernährungsgewerbe
2	1	Textil-, Bekleidungs- und Ledergewerbe
3	1	Holz-, Papier-, Verlags- und Druckgewerbe, Herstellung von Möbeln, Sportgeräten, Schmuck usw.
4	2	Chemische Industrie, Herstellung von Gummi- und Kunststoffwaren, Verarbeitung von Mineralöl sowie Spalt- und Brutstoffen
5	2	Glasgewerbe, Keramik, Verarbeitung von Steinen und Erden, Metallerzeugung und -bearbeitung
6	3	Maschinenbau, Herstellung von Metallerzeugnissen, Fahrzeugbau, Sonstiger Fahrzeugbau
7	4	Herstellung von Büromaschinen, Datenverarbeitungsgeräten und -einrichtungen, Nachrichtentechnik und elektronische Bauelemente
8	4	Herstellung von Medizin-, Mess-, Steuer- und Regelungstechnik, Optik

Deskriptive Statistik der Variablen

Tabelle 6
Deskriptive Statistik (640 Beobachtungen)

Variable	Mittelwert	Std. Abw.	Min.	Max.
Förderungsdummy	0,7	0,46	0	1
Innovationsintensität (in %)	8,23	11,13	0,003	80
KapInt (Mio. DM pro Beschäftigtem)	0,10	0,12	0,002	1,11
Beschäftigte/1000	0,13	0,22	0,005	2,56
Exportquote (in %)	13,94	20,81	0	95,17
Marktanteil (in %)	0,30	1,39	0,001	20,04
Importquote (in %)	20,21	10,38	5,91	54,43
Konzentrationsrate CR6	17,54	16,37	7,1	81,3
1/Alter	0,16	0,09	0,009	1
Ausländische Mutter	0,06	0,23	0	1
Westdeutsche Mutter	0,19	0,39	0	1
Branche 1	0,09	0,29	0	1
Branche 2	0,07	0,25	0	1
Branche 3	0,10	0,30	0	1
Branche 4	0,15	0,36	0	1
Branche 5	0,08	0,28	0	1
Branche 6	0,33	0,47	0	1
Branche 7	0,09	0,29	0	1
Branche 8	0,08	0,27	0	1

**Definition der Innovationsaufwendungen
im Mannheimer Innovationspanel**

Die Innovationsaufwendungen sind gemäß dem OSLO-Manual der OECD (1997) definiert und im Fragebogen wie folgt abgedruckt (vgl. Beise et al., 1999, S. 87):

„Die Innovationsaufwendungen schließen Aufwendungen für abgeschlossene, laufende und abgebrochene Projekte mit ein. Die Innovationsaufwendungen umfassen alle laufenden Aufwendungen (= Personal- und Materialaufwendungen etc.) sowie Aufwendungen für Investitionen, die in engem Zusammenhang mit der Entwicklung bzw. Einführung von neuen oder verbesserten Produkten und/oder Prozessen standen.

Darunter fallen Aufwendungen für

- Forschung und Entwicklung von Produkten und Prozessen, d.h. eine systematische Erweiterung des Wissens und Anwendung auf neue Probleme. Dazu gehören z.B. Konstruktion und das Testen von Prototypen, ebenso wie die Entwicklung von Software und der Erwerb externer FuE-Leistungen.

- Maschinen und Sachmittel, die direkt in Verbindung mit einem Innovationsprojekt stehen (inkl. damit direkt verbundener Software).
- Erwerb externen Wissens in Form von Patenten, nicht patentierten Erfindungen, Lizenzen und anderen Nutzungsrechten.
- Produktgestaltung und andere Produktionsvorbereitungen, ohne Entwicklung von Prototypen. Miteingeschlossen sind Produktionsänderungen, Verfahren zur Qualitätskontrolle, Methoden, Standards und zugehörige Software, die zur Produktion neuer Produkte oder zur Einführung neuer Prozesse erforderlich sind.
- Mitarbeiterschulungen und Weiterbildungen, die direkt in Verbindung mit einem Innovationsprojekt stehen.
- Markttests, Markteinführungskosten, ohne den Aufbau eines Vertriebsnetzes.“

Literaturverzeichnis

- Almus, M. / Prantl, S.* (2001), Die Auswirkungen öffentlicher Gründungsförderung auf das Überleben und Wachstum von jungen Unternehmen, erscheint in: *Jahrbücher für Nationalökonomie und Statistik*.
- Arrow, K. J.* (1962), Economic welfare and the allocation of resources for invention, in: National Bureau of Economic Research, *The rate and direction of inventive activity: economic and social factors*, Princeton, S. 609-625.
- Beise, M. / Ebling, G. / Janz, N. / Licht, G. / Niggemann, H.* (1999), Innovationsaktivitäten im Verarbeitenden Gewerbe – Ergebnisse der Innovationserhebung 1997, in: N. Janz und G. Licht (Hrsg.) (1999), *Innovationsaktivitäten in der deutschen Wirtschaft*, Baden-Baden.
- Belitz, H. / Fleischer, F.* (2000), Staatliche Förderung stützt den Neuaufbau der Industrieforschung in Ostdeutschland, *Vierteljahreshefte zur Wirtschaftsforschung* Heft 2/2000, 272-294.
- Branstetter, L. / Sakakibara, M.* (1998), Japanese research consortia: a microeconomic analysis of industrial policy, *Journal of Industrial Economics* 46(2), 207-233.
- Busom, I.* (2000), An empirical evaluation of the effects of R&D subsidies, *Economics of Innovation and New Technology* 9(2), 111-148.
- Cochran / Rubin* (1973), Controlling bias in observational studies, *Sankhya* 35, S. 417-446.
- David, P. A. / Hall, B. H. / Toole, A. A.* (2000), Is public R&D a complement or substitute for private R&D? A review of the econometric evidence, *Research Policy* 29, 497-529.
- Ebling, G. / Hipp, C. / Janz, N. / Licht, G. / Niggemann, H.* (1999), Innovationsaktivitäten im Dienstleistungssektor – Ergebnisse der Innovationserhebung 1997, in: N. Janz und G. Licht (Hrsg.) (1999), *Innovationsaktivitäten in der deutschen Wirtschaft*, Baden-Baden.
- Efron, B.* (1979), Bootstrapping Methods: Another Look at the Jackknife, *Annals of Statistics* 7, 1-26.
- Efron, B. / Tibshirani, R. S.* (1993), *An Introduction to the Bootstrap*, New York.

- Fertig, M. / Schmidt, C. M. (2000), Discretionary Measures of Active Labor Market Policy: The German Employment Promotion Reform in Perspectives, Schmollers Jahrbuch 120(4), 537-565.
- Fitzenberger, B. / Speckesser, S. (2000), Zur wissenschaftlichen Evaluation der Aktiven Arbeitsmarktpolitik in Deutschland: Ein Überblick, Mitteilungen aus der Arbeitsmarkt- und Berufsforschung 33(3), 357-370.
- Greene, W. H. (2000), Econometric Analysis, 4. Auflage, Upper Saddle River, New Jersey.
- Griliches, Z. / Regev, H. (1998), An econometric evaluation of high-tech policy in Israel, Paper presented at the ATP-conference in Washington DC.
- Hagen, T. / Steiner, V. (2000), Von der Finanzierung der Arbeitslosigkeit zur Förderung von Arbeit, Baden-Baden.
- Heckman, J. / Ichimura, H. / Todd, P. (1998), Matching as an econometric evaluation estimator, Review of Economic Studies 65(2), 261-294.
- Heckman, J. J. / Lalonde, R. J. / Smith, J. A. (1999), The economics and econometrics of active labor market programs, in: A. Ashenfelter und D. Card (Hrsg.), Handbook of labor economics 3, 1866-2097.
- Holemans, B. / Sleuwaegen, L. (1988), Innovation expenditures and the role of government in Belgium, Research Policy 17, 375-379.
- Hujer, R. / Maurer, K. O. / Wellner, M. (1997), The impact of training on unemployment duration in West Germany, Johann Wolfgang Goethe Universität, Discussion Paper 74, Frankfurt.
- Irwin, D. / Klenow, P. (1996), High-tech subsidies – estimating the effects of SEMATECH, Journal of International Economics 40, 323-344.
- Klette, T. J. / Møen, J. / Griliches, Z. (2000), Do subsidies to commercial R&D reduce market failures? Microeconomic evaluation studies, Research Policy 29, 471-495.
- Lechner, M. (1998), Training the East German labour force: microeconomic evaluations of continuous vocational training after unification, Heidelberg.
- Lerner, J. (1999), The government as venture capitalist: the long-run impact of the SBIR program, Journal of Business 72(3), 285-318.
- Nelson, R. R. (1959), The simple economics of basic scientific research, Journal of Political Economy, S. 297-306.
- OECD (1997), Oslo Manual – Proposed guidelines for collecting and interpreting technological innovation data, Paris.
- Ragnitz, J. (2000), Die Zukunft der Ost-Förderung, Wirtschaftsdienst 2000/IV, 225-229.
- Rosenbaum, P. R. / Rubin, D. B. (1983), The central role of the propensity score in observational studies for causal effects, Biometrika 70, 41-55.
- Rubin, D. B. (1974), Estimating causal effects of treatments in randomized and non-randomized studies, Journal of Educational Psychology 66, 688-701.
- (1977), Assignment to treatment group on the basis of a covariate, Journal of Educational Statistics 2, 1-26.

- Schmidt, C. M.* (1999), Knowing what works: the case for rigorous program evaluation, IZA Discussion Paper No. 77, Bonn.
- Spielkamp, A. / Becher, G. / Beise, M. / Felder, J. / Fier, A. / Kowalski, R. / Meske, W. / Ransch, S. / Ruprecht, W. / Schüssler, R.* (1998), Industrielle Forschung und Entwicklung in Ostdeutschland, Baden-Baden.
- Wallsten, S. J.* (2000), The effects of government-industry R&D programs on private R&D: the case of the Small Business Innovation Research Programm, *RAND Journal of Economics* 31(1), 82-100.