

3.2 Technologischer Wandel und Einkommensverteilung

Wie sich quantitative Beschäftigungseffekte auf die Einkommensverteilung auswirken, wird in der Literatur oft mit dem *skill-biased technological change* (SBTC) erklärt. Dieser intensiv untersuchten Hypothese zufolge¹⁴ sind neue Technologien und hoch qualifizierte Arbeitskräfte komplementär, wodurch deren Produktivität im Vergleich zur Produktivität niedrig Qualifizierter steigt, was wiederum die relative Nachfrage nach hoch qualifizierter Arbeit und deren relative Löhne erhöht. Auf diese Weise wird die Einkommensverteilung zwischen verschiedenen Qualifikationsgruppen über die eingesetzten Technologien beeinflusst.

Ein anderer Ansatz zur Erklärung von Einkommensungleichheiten in Zusammenhang mit neuen Technologien geht davon aus, dass technischer Fortschritt durch einen *routine-biased technological change* (RBTC) gekennzeichnet ist (Autor et al. [2003]). Im Gegensatz zur SBTC-Hypothese liegt der Fokus nicht auf der Qualifikation der Arbeitskräfte, sondern auf der technischen Substituierbarkeit der ausgeführten Tätigkeiten.

Bei diesem Ansatz wird angenommen, dass Arbeitsprozesse die Ausführung unterschiedlicher Tätigkeiten erfordert, von denen einige leichter (Routine-Tätigkeiten) und andere schwerer (Nichtroutine-Tätigkeiten) automatisierbar sind. Zu den schwer automatisierbaren Nichtroutine-Tätigkeiten gehören einerseits „abstrakte“ Aufgaben, die Kompetenzen wie Problemlösung, Kreativität, Intuition oder Überzeugungskraft erfordern. Diese abstrakten Aufgaben findet man häufig in technischen oder Managementberufen, für deren Ausübung hohe Qualifikationen erforderlich sind. Andererseits gehören zu den Nichtroutine-Tätigkeiten „manuelle“ Aufgaben, die z. B. persönliche Interaktion, situationsbedingtes Handeln und visuelle und sprachliche Wahrnehmung erfordern. Manuelle Nichtroutine-Tätigkeiten sind typisch für Berufe in Bereichen der persönlichen Dienstleistungen wie z. B. Pflege oder Reinigung, zu deren Ausübung meistens nur geringe formale Qualifikationen erforderlich sind. Vom RBTC profitieren Berufe mit einem hohen Anteil an Nichtroutine-Tätigkeiten, die üblicherweise am unteren (eher „manuelle“ Tätigkeiten) und oberen (eher „abstrakte“ Tätigkeiten) Ende der Qualifikationsskala angesiedelt sind. Zu den Verlierern des RBTC gehören Berufe, die ein mittleres Qualifikationsniveau erfordern, da diese einen hohen Anteil an leicht automatisierbaren Routine-Tätigkeiten aufweisen, z. B. einfache kognitive Aufgaben wie Berechnungen im Rahmen der Buchführung oder administrative Aufgaben.¹⁵

Daraus folgt, dass RBTC zu einer Polarisierung des Arbeitsmarktes führt, d. h. die Beschäftigungsanteile in den Berufen am Ende und am Anfang der Qualifikationsskala steigen, während die Beschäftigungsanteile in der Mitte der Qualifikationsskala sinken. Tatsächlich haben einige Untersuchungen die Polarisierung der Beschäftigungsstruktur empirisch be-

stätigt.¹⁶ Beispielsweise zeigt Autor (2015), dass zwischen 1993 und 2010 in 16 EU-Ländern der Anteil der Beschäftigung in Berufen mit mittleren Löhnen zurückgegangen ist, während der Anteil der Beschäftigung in niedrig- und hochbezahlten Berufen gestiegen ist. Für Österreich belief sich der Rückgang des Beschäftigungsanteils in Berufen mit mittleren Löhnen auf 10,4%, während der Anteil in niedrig bezahlten Berufen um rund 6% und der Anteil in hochbezahlten Berufen um rund 4% gestiegen ist.¹⁷ Damit befindet sich Österreich beim Beschäftigungsanteilsrückgang in Berufen mit mittleren Löhnen im EU-Vergleich im Mittelfeld.

Die Polarisierung der Beschäftigungsstruktur kann zu einer zunehmenden Polarisierung der Lohnstruktur führen, was von Autor (2015) für die USA anhand der Entwicklung der Durchschnittslöhne nach *Skill*-Perzentilen gezeigt wird. Zwischen 1979 und 2007 sind die Löhne in den hohen *Skill*-Perzentilen kontinuierlich gestiegen, während das Lohnwachstum in den mittleren Perzentilen schwächer war und sich über die Zeit verlangsamte hat. Das Lohnwachstum in den niedrigen *Skill*-Perzentilen war zwischen 1979 und 1999 höher als in den mittleren *Skill*-Perzentilen. Jedoch hat sich dies in den 2000ern geändert, und bis 2007 sind die Löhne in den niedrigen *Skill*-Perzentilen gesunken. Autor (2015) führt das darauf zurück, dass in diesem Zeitraum gleichzeitig der Beschäftigungsanteil in den mittleren *Skill*-Perzentilen gesunken ist, d. h. es kann davon ausgegangen werden, dass Arbeitskräfte mit mittlerem Qualifikationsniveau zunehmend in Berufe am unteren Ende der Qualifikationsskala gedrängt haben. Diese disproportionalen Lohnanstiege in den höher qualifizierten Berufsklassen infolge des RBTC können das Problem der wachsenden Einkommensungleichheiten noch zusätzlich verschärfen.

Ein weiterer wesentlicher Faktor für eine technologieinduzierte Polarisierung der Einkommensverteilung kann in der unterschiedlichen Betroffenheit von Männern und Frauen auf Basis vorherrschender Beschäftigungs- und Entlohnungsstrukturen liegen. Löfstrom (2009) führt beispielsweise neben der nach wie vor unterschiedlichen Entlohnung in vielen Bereichen auch die Beschaffenheit sozialer Infrastrukturen wie Kinder- und Altenbetreuung, soziale und gesellschaftliche Normen sowie Steuerregimes (Haushalts- vs. Individualbesteuerung), die Frauen tendenziell benachteiligen, als wesentliche Determinanten für die Partizipation von Frauen am Erwerbsleben und das Ausmaß der Erwerbstätigkeit an.

Dieses Themengebiet wurde im Zusammenhang mit der Digitalisierung bisher kaum erforscht, obwohl es zumindest drei Faktoren gibt, die insbesondere vor dem Hintergrund der Automatisierungsdiskussion zu Geschlechterunterschieden beitragen können.¹⁸ Dazu gehört erstens der Faktor Bildung, da Frauen im Durchschnitt in anderen Gebieten Bildungsabschlüsse haben als Männer und vor allem in den MINT-Fächern unterrepräsentiert sind. Zudem stellt sich zweitens die Frage, ob Frauen in ihren

Berufen eher Routine- oder Nichtroutine-Tätigkeiten ausüben bzw. ob sie in Berufen beschäftigt sind, die stärker oder weniger stark von potenzieller Automatisierung betroffen sind. Und schließlich ist es drittens von großer Relevanz, in welchen Wirtschaftsbranchen Frauen tendenziell beschäftigt sind und wie groß das Automatisierungspotenzial in diesen Branchen ist. Grabka (2016) analysiert auf Basis des Frey/Osborne-Ansatzes als besonders von der Automatisierung gefährdet eingestufte Berufe in Bezug auf den jeweiligen Anteil der weiblichen Beschäftigten in Deutschland. So beträgt der Frauenanteil in einer Reihe potenziell besonders gefährdeter Berufe wie Sekretariat, Verkauf, Buchhaltung oder Bankkaufleuten deutlich über 50%, mit Ausnahme letzterer sogar über 70%. Gleichzeitig würden Frauen in diesen Berufen nach wie vor um bis zu einem Viertel schlechter entlohnt als Männer. Dazu sind Frauen in einigen tendenziell als eher ungefährdet eingestuften Bereichen wie Maschinenbau, Bauelektrik und der Hochschullehre in Deutschland deutlich unterrepräsentiert, auch wenn das Lohnniveau hier bereits mehrheitlich jenem der Männer entspricht. Die gesamtwirtschaftliche Verteilungsentwicklung ist damit unmittelbar von der Verteilung von Frauen und Männern über die unterschiedlichen Berufsgruppen abhängig.

Neben Unterschieden in Erwerbstätigen- und Tätigkeitsstruktur zeigen neuere Studien, dass die Analyse auf der Firmenebene für die Erklärung der individuellen Einkommensverteilung von großer Bedeutung sein kann. Beginnend mit Dunne et al. (2004) haben sich einige empirische Untersuchungen mit der Beobachtung beschäftigt, dass sich die wachsende Einkommensungleichheit zwischen Arbeitskräften in der steigenden Ungleichheit zwischen Betrieben widerspiegelt.¹⁹ Diese Studien widersprechen somit der weitläufigen Meinung, dass der Anstieg der Einkommensungleichheiten vor allem durch den überproportionalen Anstieg der Einkommen der Spitzenverdiener erklärt wird:

„Although individuals in the top one percent in 2012 are paid much more than the top one percent in 1982, they are now paid less, relative to their firms' mean incomes, than they were three decades ago. Instead of top incomes rising within firms, top-paying firms are now paying even higher wages.“²⁰

Dieser Aspekt der firmenspezifischen Einkommensunterschiede bedarf in Zukunft intensiverer Untersuchungen, insbesondere vor dem Hintergrund der absehbaren Veränderungen der Marktstrukturen und der zunehmenden Machtverschiebung hin zu großen Unternehmen, die in Kap. 3.4 thematisiert werden.

Empirische Studien, die sich direkt mit technischem Fortschritt und Einkommensungleichheiten befassen, sind eher selten zu finden. Eine Ausnahme bildet die Studie von Aghion et al. (2015), in der die Autoren den Zusammenhang zwischen Innovation und Einkommensungleichheiten für

US-Bundesstaaten zwischen 1975 und 2010 untersuchen. Aghion et al. (2015) zeigen, dass der Anteil am Gesamteinkommen der Top-1% in einem US-Staat signifikant positiv mit der Innovationskraft dieses Staates korreliert ist. Wird beispielsweise Innovationskraft anhand von Patenten pro Kopf gemessen, erklärt Innovation im Durchschnitt für die US-Staaten rund 17% des Anstiegs des Einkommensanteils der Top-1% zwischen 1975 und 2010. Für andere Maße und Kennzahlen von Ungleichheiten (Einkommensanteil der Top-2% bis Top-10%, Gini-Koeffizient, Atkinson-Index), die sich nicht auf die Top-Einkommen beziehen, können keine statistisch signifikanten Zusammenhänge mit Innovationen nachgewiesen werden.

Aghion et al. (2015) sehen in ihren Ergebnissen eine Bestätigung dafür, dass der Anstieg der Top-1%-Einkommensanteile (teilweise) auf innovationsgetriebenes Wachstum zurückzuführen ist. Allerdings ist die Zahl der Patente pro Kopf als Maßzahl für Innovationskraft nur bedingt aussagekräftig. Da die meisten Patente von großen Unternehmen angemeldet werden, weil Patentanmeldungen mit hohen Kosten verbunden sind, bilden Innovationsmaße, die auf Patenten beruhen, nur unzureichend die Grundgesamtheit ab. Hall et al. (2013) zeigen beispielsweise, dass nur 4% der innovierenden Unternehmen im Vereinigten Königreich auch Patente anmelden. Darüber hinaus sagt eine Patentanmeldung noch nichts darüber aus, ob ein Patent mit einer bahnbrechenden Erfindung oder nur mit einer geringfügigen Verbesserung bestehender Verfahren oder Produkte zusammenhängt. Zudem kommt es nicht bei allen gemeldeten Patenten zu einer tatsächlichen kommerziellen Nutzung. Daher ist es kaum möglich, auf Basis von Patentanmeldungen zwischen disruptiven und inkrementellen Innovationen zu unterscheiden und auf reale Auswirkungen zu schließen.

Eine andere Untersuchung von Breau et al. (2014), die ebenfalls Innovationskraft und Ungleichheiten betrachtet, hat diese Kritik teilweise berücksichtigt und verwendet neben der Kennzahl Patente pro Kopf auch den Anteil der in wissensintensiven Unternehmensdienstleistungen (*knowledge intensive business services*, KIBS²¹) beschäftigten Personen als Indikator für Innovation. Als Ungleichheitsmaßzahlen werden der Gini-Koeffizient (der die Ungleichverteilung über das gesamte Einkommensspektrum misst) und der Theil-Index (der den Beitrag von Subgruppen – z. B. unterschieden nach Männer und Frauen – zur gesamten Einkommensungleichheit erklärt) verwendet. Breau et al. (2014) zeigen, dass im Zeitraum zwischen 1996 bis 2006 in kanadischen Städten die Innovationskennzahlen positiv mit den Verteilungskennzahlen korreliert sind. Das Ergebnis hält verschiedenen Robustheitstests stand – unter anderem werden verschiedene ökonomische, institutionelle und demografische Kontrollvariablen miteinbezogen. Daraus ziehen sie den Schluss, dass In-

novationen Teil der Erklärung von Einkommensungleichheiten in urbanen Räumen sind, sie aber nicht als alleiniger Verursacher identifiziert werden können.

Die Kernaussage dieser Studien, die Innovation direkt mit Ungleichheitsmaßen in Verbindung setzen, ist, dass Regionen, in denen mehr Patente angemeldet werden, auch ein höheres Niveau an Einkommensungleichheit aufweisen. Unberücksichtigt bleibt bei der Herangehensweise von Breau et al. (2014) und Aghion et al. (2015) jedoch, dass die höhere Einkommensungleichheit in innovativen Regionen auf die dort herrschende Branchenstruktur zurückzuführen sein könnte. Dass diese im Zusammenhang mit technologischem Wandel und Einkommensungleichheit von Relevanz ist, wird von Goos et al. (2014) bestätigt. Sie zeigen für 16 westeuropäische Länder, dass die Beschäftigungspolarisierung infolge des RBTC nicht nur innerhalb, sondern auch zwischen den Wirtschaftssektoren stattgefunden hat.

Zusammenfassend kann festgehalten werden, dass die meisten empirischen Studien eine Verschärfung der Ungleichgewichte zwischen hoch und gering qualifizierten Arbeitskräften durch den technologischen Wandel finden. Jedoch haben in jüngster Zeit auch einige Studien darauf hingewiesen, dass durch die neuen Technologien zunehmend stärker auch Routine-Tätigkeiten und damit zum Teil auch traditionell mittlere Einkommensklassen gefährdet sind. Auch hier zeigt sich wieder, dass empirische Untersuchungen – je nachdem ob diese auf Branchenebene oder nach Tätigkeiten durchgeführt werden – zu unterschiedlichen Ergebnissen führen. Somit gilt auch hier, dass bei der Interpretation von empirischen Ergebnissen stets große Sorgfalt angebracht ist und vor voreiligen Schlussfolgerungen gewarnt werden muss.

3.3 Technologischer Wandel und Kapitalerträge

Bisher wurden vor allem die Auswirkungen des technologischen Wandels auf die Verteilung der Einkommen zwischen unselbständig Beschäftigten in Abhängigkeit von ihrer Qualifikation besprochen. Die Auswirkungen des technologischen Wandels auf die Verteilung von Arbeits- und Kapitaleinkommen bleibt dabei jedoch unberücksichtigt. Diese sind aber, wie noch zu zeigen sein wird, zentral für eine umfassende Einschätzung von technologisch bedingten Verteilungseffekten.

Auf einer generellen Ebene lassen sich drei wichtige Entwicklungen beobachten: Erstens hat die Bedeutung des Faktors Kapital in Relation zum Bruttoinlandsprodukt (BIP) in den vergangenen drei Jahrzehnten stark an Bedeutung gewonnen;²² zweitens ist seit Ende der 1980er-Jahre bis 2007 in (fast) allen OECD-Ländern ein starker Rückgang der Lohnquote zu vermerken.²³ Der Zusammenhang zwischen diesen beiden Entwicklungen