

Differenzielle Renditen in Deutschland

Theresa Lagemann* Miriam Rehm*

November 2024

Zusammenfassung

In dieser Studie werden die Vermögensrenditen für unterschiedliche Bruttovermögensgruppen geschätzt, indem Umfragedaten auf individueller Ebene mit makroökonomischen Renditedaten für Deutschland kombiniert werden. Mittels Machine Learning für detailliertere Geldanlagenkategorien zeigt sich, dass die durchschnittliche nominale Rendite auf das Bruttovermögen für die untersten 50% etwa 1% beträgt, für die mittleren 40% circa 5,4% und für die obersten 10% ungefähr 6,3%. Bereinigt um Inflation und Zinszahlungen auf Kredite ist die durchschnittliche Rendite für die unteren 50 % negativ. Die Analyse weist darauf hin, dass eine intersektionale Perspektive auf Vermögensrenditen wichtig ist, da gewisse sozioökonomische Merkmale wie Geschlecht oder Migrationshintergrund insbesondere in Kombination die Position von Einzelpersonen in der Vermögensverteilung bestimmen.

1 Einleitung

Vermögen ist stark konzentriert (Schröder et al., 2020, für Deutschland), ebenso wie die darauf erwirtschafteten Renditen (Bach et al., 2020; Bundesbank, 2022; Ederer et al., 2021; Fagereng et al., 2020). Diese führen zu einer kumulativen Zunahme der Vermögenskonzentration (Piketty, 2014; Garbinti et al., 2021). Dieses Papier untersucht die sogenannten differenziellen Renditen, d.h. Renditen, die sich nach Vermögensgruppen unterscheiden, auf Personenebene in Deutschland.

*Universität Duisburg-Essen, Institut für Sozioökonomie. Wir danken Bruno Brinkmeier für die exzellente Unterstützung bei der Recherche und dem Projektteam von Finanzwende, Moritz Czygan, Britta Langenberg und Axel Kleinlein, für ihr Feedback und ihre Kommentare. Alle übrigen Fehler sind unsere eigenen. Schließlich bedanken wir uns für die Förderung durch die Hans-Böckler-Stiftung im Projekt “Die Finanzmarktverlierer*innen“ (Projektnummer: 2023-710-4).

Etliche empirische Studien stellen durchweg fest, dass die Renditen auf Vermögen mit der Höhe des Vermögens steigen (siehe zum Beispiel Bach et al., 2020; Bundesbank, 2022; Ederer et al., 2021; Fagereng et al., 2020). Bisher konzentrieren sich die Analysen für Deutschland jedoch auf die Haushaltsebene und verwenden breite Vermögensgruppen als primäre Differenzierungskategorie (Bundesbank, 2022; Ederer et al., 2021). Diese Studie erweitert die bestehende Literatur durch eine Analyse auf Individualebene und die Einbeziehung einer Vielzahl soziodemographischer Merkmale, die einen intersektionalen Ansatz auf Personenebene ermöglichen. Unser detaillierter Ansatz ermöglicht es, die Ergebnisse dieser Studie mit produktspezifischen Analysen zu verknüpfen, die zur weiteren Differenzierung der Renditen herangezogen werden könnten.

Konkret kombinieren wir in dieser Studie mithilfe von *Machine Learning* Daten aus dem Sozio-oekonomischen Panel (SOEP) mit Daten aus dem “Household Finance and Consumption Survey” (HFCS) (ECB, 2021), um die Zusammensetzung der Vermögensportfolios zu ermitteln. Zur Schätzung der durchschnittlichen Renditen für drei Bruttovermögensgruppen – die unteren 50%, die mittleren 40% und die top 10% – im Zeitraum 1995 bis 2020 werden Renditedaten aus Jordà et al. (2019), der Bundesbank und von FMH Finanzberatung e.K. verwendet. Unsere Analyse zeigt, dass die nominalen Renditen mit dem Vermögen steigen und zwischen 1,00% und 6,29% liegen. Der Unterschied zwischen den unteren 50% und den mittleren 40% ist in erster Linie auf den Besitz von selbstgenutztem Wohneigentum in der letztgenannten Gruppe zurückzuführen, auch wenn die Verteilung von Finanzvermögen ebenfalls eine Rolle spielt. Werden die Zins- und Inflationskosten berücksichtigt, dann sinken die Renditen der unteren 50% auf -0,3%. Darüber hinaus zeigen unsere Ergebnisse, dass bestimmte demographische Gruppen – wie Frauen, junge Erwachsene im Alter von 18 bis 30 Jahren, Menschen mit Migrationshintergrund, Alleinstehende, Alleinerziehende, Arbeitslose, Personen in Ausbildung und Menschen Ostdeutschlands – mit größerer Wahrscheinlichkeit in der unteren Hälfte der Vermögensverteilung zu finden sind. Wir stellen fest, dass einige intersektionale Gruppen, wie beispielsweise alleinerziehende Eltern oder junge, alleinstehende Frauen, überproportional in den unteren 50% vertreten sind. Diese Gruppen erwirtschaften unterdurchschnittliche Renditen.

2 Literatur

Zwei Konzepte, die für diese Studie relevant sind, werden vornehmlich in der entwicklungsökonomischen Literatur behandelt: Armutfallen (poverty traps; Barrett & Carter, 2013; Sachs et al., 2004) und Armutsaufschläge (poverty penalty; Prahalad, 2005). Armutfallen sind dabei

definiert als ein “sich selbst verstärkender Mechanismus, der das Fortbestehen von Armut verursacht” (Azariadis & Stachurski, 2005, eig. Übers.). Besonders relevant für dieses Papier ist die Forschung zu mikroökonomischen Armutsfallen. So entwickelten beispielsweise Carter und Barrett (2006) einen vermögensbasierten Ansatz, der die lokal steigenden Renditen für verschiedene Vermögensniveaus betont. Die Analyse der Autoren zeigt, dass Haushalte mit geringerem Einkommen nicht in der Lage sind, an wirtschaftlichen Aktivitäten mit höheren Renditen teilzunehmen, da das Überschreiten einer gewissen Vermögensschwelle dafür die Voraussetzung ist. Diese Effekte werden nach Aussage der Autoren durch strukturelle Hindernisse wie institutionelle Hürden, finanzielle Ausgrenzung und Ungleichheiten im Marktzugang aufrechterhalten. Zimmerman und Carter (2003) befassen sich ebenfalls mit differenziellen Vermögensrenditen; sie verwenden dafür ein stochastisches dynamisches Programmierungsmodell mit endogenem Vermögenspreisrisiko. Die Ergebnisse zeigen eine Bifurkation bei den optimalen Portfolio-Strategien: Wohlhabendere Personen erwerben Portfolios mit höheren Renditen und glätten ihren Konsum intertemporal, während ärmere Personen zur Subsistenzsicherung Vermögensglättung betreiben. Dementsprechend dokumentieren Adato et al. (2006) die anhaltende Ungleichheit der verschiedenen Vermögenskategorien zwischen sozialen Schichten in Südafrika zwischen 1993 und 1998. Sie betonen Unterschiede in den Renditen auf unterschiedliche Vermögenswerte sowie strukturelle Faktoren, die zu deren Persistenz führen. In einer weiteren Analyse untersuchen Barrett et al. (2006) empirisch die Vermögensdynamiken anhand von Haushaltsdaten aus ländlichen Gebieten in Kenia und Madagaskar. Ihre Ergebnisse weisen auf die Bedeutung differenzieller Vermögensrenditen hin. Ausgrenzenden Faktoren wie ein eingeschränkter Zugang zu Krediten und Versicherungen sowie geographische Isolation hindern Haushalte mit begrenztem Vermögen daran, Strategien zur Sicherung ihres Lebensunterhalts mittels höherer Renditen zu verfolgen. Schließlich werden Armutsfallen typischerweise auch in Gleichgewichts-Wachstumsmodellen dargestellt (Barrett et al., 2016). Diese Modelle veranschaulichen, wie Länder oder Einzelpersonen unterhalb einer bestimmten Vermögensschwelle aufgrund einer nichtkonkaven Wachstumsfunktion geringere Renditen auf ihre Investitionen erzielen (Adato et al., 2006; Bloom et al., 2003). Diese niedrigen Gleichgewichte können nur durch exogene Interventionen überwunden werden (Sachs et al., 2004).

Das zweite Konzept des Armutsaufschlags befasst sich mit höheren Kosten, die Personen mit niedrigem Einkommen für Waren und Dienstleistungen im Vergleich zu wohlhabenderen Menschen aufwenden müssen (Mendoza, 2011). Ursprünglich wurde dieser Aufschlag bei Grundbedürfnissen wie Lebensmitteln festgestellt (Caplovitz, 1967; Kunreuther, 1973). Prahalad und

Hammond (2002) belegen empirisch das Ausmaß des Armutsaufschlags in verschiedenen Kategorien von Gütern und Dienstleistungen, einschließlich Arzneimitteln, mobilen Daten und Zinssätzen. Obwohl sich die Studie auf Indien konzentriert, beansprucht sie externe Validität auf der globalen Ebene. Die Autoren stellen fest, dass die gravierendste Benachteiligung aufgrund von Armut auf dem Kreditmarkt auftritt. Dort sind die Zinssätze für Menschen in sehr armen Gebieten bis zu 53-mal höher als die Zinssätze für Menschen in wohlhabenden Vororten. Gutiérrez-Nieto et al. (2017) zeigen in ihrer Studie über die effektiven Zinssätze von Mikrokrediten in 17 Ländern ähnliche Auswirkungen: Mikrofinanzinstitute neigen dazu, die ärmsten Kreditnehmer:innen zu diskriminieren. Die effektiven Zinssätze für Mikrokredite sind in allen untersuchten Ländern durchweg höher als die landesüblichen Kreditzinsen und übersteigen diese um bis zu 90 Prozentpunkte. Solche finanziellen Belastungen führen nicht nur zu einer Verfestigung von Armut. Sie behindern auch die ökonomische Entwicklung und erschweren die nachhaltige Verbesserung der Lebensgrundlagen trotz eines verbesserten Zugangs zu Mikrokrediten (Banerjee et al., 2015). Für die USA analysieren Bertrand und Morse (2011) die Zinssätze von extremen Kurzzeitkrediten (“pay day loans”) im Jahr 2008. Diese werden häufig von Haushalten mit niedrigem Einkommen zur Überbrückung kurzfristiger Liquiditätsengpässe in Anspruch genommen und weisen jährliche Zinssätze von über 400% auf. Diese Erkenntnisse, die überwiegend aus der entwicklungspolitischen Literatur stammen, deuten somit darauf hin, dass es in Niedrigeinkommensländern - wenn nicht Diskriminierung - jedenfalls strukturelle Nachteile für einkommensschwache und vermögensarme Gruppen gibt.

Diese Studie bezieht sich auf die Literatur zu Armutsfallen, indem sie den Ansatz der differenziellen Renditen auf der Mikroebene auf ein Hocheinkommensland, nämlich Deutschland, anwendet.¹ In mehreren empirischen Analysen wurde die Relevanz differenzieller Renditen auch in Hocheinkommensländern nachgewiesen. Unserer Analyse am nächsten kommt hierbei Ederer et al. (2021), die Umfragedaten auf Haushaltsebene und langfristige Renditen für einzelne Anlageklassen nutzen, um die Renditen für acht europäische Länder zu schätzen. Sie zeigen, dass die Renditen mit dem Vermögen steigen, und verknüpfen die empirischen Ergebnisse mit post-Keynesianischer Theorie. Für Deutschland berechnen die Autor:innen eine durchschnittliche reale Rendite von 2,6% für vermögensarme Haushalte, 3,7% für Eigenheimbesitzer:innen aus der Mittelschicht und 5,9% für Haushalte der obersten 5%, die häufig Unternehmen besitzen. Unter Verwendung von Daten aus der verteilungsbasierten Vermögensbilanz berechnet die Deutsche

¹Der zweite Bereich des Projekts, von dem diese Studie ein Teil ist, befasst sich mit der potenziellen Diskriminierung, auf die in der Armutsaufschlags-Literatur verwiesen wird.

Bundesbank (Bundesbank, 2022) durchschnittliche reale Renditen von 2009 bis 2022 für Haushalte in Deutschland. Aufgrund der unterschiedlichen Zusammensetzung der Portfolios beträgt die durchschnittliche reale Rendite für die untere Hälfte der Nettovermögensverteilung 1%, für die Mitte 5,5% und für die obersten 10% etwa 6%.

Darüber hinaus wurden empirische Analysen für andere Länder durchgeführt. Bach et al. (2020) untersuchen die Renditen mittels administrativer Daten für Schweden und zeigen, dass die Renditen auf Vermögen mit dem Nettovermögen steigen. Fagereng et al. (2020) zeigen in ihrer Analyse mit norwegischen Verwaltungsdaten ebenfalls eine Zunahme der Renditen mit dem Nettovermögen. Für die USA liefern Kuhn et al. (2020) empirische Belege dafür, dass die Zusammensetzung des Portfolios und die Preise der Vermögenswerte die Vermögensdynamik erheblich beeinflussen. Anhand von Haushaltsdaten aus dem “Survey of Consumer Finances” (SCF) zeigen sie, dass Veränderungen in der Einkommensverteilung alleine die Verschiebungen in der Vermögensverteilung nicht hinreichend erklären können. Darüber hinaus zeigt Xavier (2021) anhand von SCF-Daten auf Haushaltsebene für den Zeitraum 1989 bis 2019, dass die Renditen in den USA heterogen sind und wohlhabendere Haushalte im Durchschnitt höhere Renditen erzielen. Die Ergebnisse von Brunner et al. (2020) zeigen anhand von Verwaltungsdaten differenzielle Renditen auf Finanzvermögen im Kanton Bern. Hier ist die Rendite des obersten 1% der Nettovermögensverteilung doppelt so hoch wie jene des Medianhaushalts. Schließlich stellen Campbell et al. (2018) anhand indischer Aktienportfolios fest, dass die Heterogenität der Renditen der Hauptgrund für die steigende Ungleichheit des in Aktien gehaltenen Vermögens ist. Die Mehrheit dieser empirischen Analysen unterscheidet Renditen hauptsächlich nach Vermögensgruppen. Petach und Tavani (2021) gehen darüber hinaus, indem sie Daten auf Haushaltsebene aus dem SCF und Daten zu Renditen von Jordà et al. (2019) verwenden und für die USA einen “racial gap” für Renditen auf Vermögenswerte zwischen 1 und 4 Prozentpunkten ermitteln.

Es gibt zwei konkurrierende Erklärungen für differenzielle Renditen: strukturelle und individuelle Faktoren, für die Gabaix et al. (2016) die beiden Mechanismen der “Skalen-” (scale) und der “Typabhängigkeit” (type) geprägt hat. Die “Skalenabhängigkeit” im Zusammenhang mit Renditen deutet darauf hin, dass Renditen aufgrund der Vermögenshöhe höher sind, d. h. die Heterogenität wird durch systemische oder strukturelle Gründe erklärt. Die “Typabhängigkeit” impliziert hingegen, dass die Unterschiede bei den Renditen von individuellen Eigenschaften der einzelnen Person oder des Haushalts abhängen.² Die empirische Literatur liefert unterschiedliche

²Implizit wird hierbei angenommen, dass diese Aspekte beeinflussbar sind und somit im individuellen Einflussbereich liegen. Schwer veränderliche soziodemographische Merkmale wie Alter oder Geschlecht würden somit nicht in die “Typabhängigkeit” fallen.

Belege für diese beiden Kanäle: Bach et al. (2020) und Brunner et al. (2020) finden Belege für beide Mechanismen als Treiber für Renditen. Während Bach et al. (2020) jedoch keine Auswirkungen von Investitionsfähigkeiten oder Informationen auf die Renditen feststellen, argumentieren Fagereng et al. (2020), dass Unterschiede in Fachwissen, Finanzinformationen und unternehmerisches Talent Gründe für Renditeunterschiede sind.

In der Praxis ist es jedoch aufgrund der Tatsache, dass sich strukturelle Faktoren üblicherweise auf individueller Ebene manifestieren, schwierig, die beiden Aspekte eindeutig voneinander zu unterscheiden. In Ederer et al. (2021) und Piketty (2014) werden mögliche Gründe für die Renditeunterschiede diskutiert, darunter die Portfoliozusammensetzung der Haushalte, individuelle Fähigkeiten, professionelles Portfoliomanagement sowie Netzwerke. Während einige dieser Faktoren wie individuelle Fähigkeiten (beispielsweise Finanzbildung) eindeutig einzelnen Personen zugeordnet werden können, kann die Portfoliozusammensetzung sowohl durch individuelle als auch durch strukturelle Faktoren beeinflusst werden. Obwohl die Frage nach den Ursachen nicht im Mittelpunkt dieser Studie steht, gehen wir davon aus, dass Tendenzen, die in größeren Gruppen beobachtet werden, auf nicht beobachtbare strukturelle Faktoren hindeuten, während individuelle Faktoren gleichmäßiger über die Bevölkerungsgruppen verteilt sind.

3 Daten und Methode

Um die Renditen für verschiedene Vermögensgruppen (konkret die untere Hälfte, die nächsten 40% und die reichsten 10%) zu berechnen, kombinieren wir Mikrodaten aus dem SOEP (Goebel et al., 2023) mit Daten zu Renditen verschiedener Anlageklassen aus verschiedenen Quellen. Das SOEP ist Deutschlands größte und am längsten laufende Langzeitstudie, für die derzeit jährlich etwa 30.000 Menschen befragt werden. Für diese Analyse werden Daten aus der 36. Welle des SOEP aus dem Jahr 2019 herangezogen, welche die aktuellsten Daten aus den Vermögensmodulen der Umfrage enthält. Darüber hinaus umfasst die SOEP-Befragung aus 2019 Personen aus dem “Top Shareholder Sample”, das speziell für eine verbesserte Erfassung sehr wohlhabender Haushalte in Deutschland entwickelt wurde (Sieggers et al., 2022, S. 31). Diese Analyse berücksichtigt nur Beobachtungen mit vollständigen Antworten bei den Fragen zum Vermögen³ und vollständigen

³Beobachtungen werden ausgeschlossen, wenn eine Person keine Angaben zum Besitz eines Vermögenswerts macht; den Besitz eines bestimmten Vermögenswerts angibt, aber keine Informationen zum Wert des Vermögenswerts bereitstellt; oder die Miteigentümerschaft an einem Vermögenswert angibt, ohne den Anteil zu spezifizieren.

Informationen in den soziodemographischen Variablen.⁴ Somit enthält unser Datensatz 20.819 Beobachtungen.

Das Vermögensmodul des Fragebogens enthält detaillierte Selbstangaben der Befragten zum individuellen Vermögen, das auf verschiedene Vermögenskategorien verteilt ist. Wir definieren das Bruttovermögen als die Summe der Vermögenswerte von selbstgenutztem Wohneigentum, sonstigen Immobilien, Betriebsvermögen, Fahrzeuge, und finanziellem Vermögen. Das Nettovermögen ist definiert als Bruttovermögen abzüglich Hypothekarkredite und sonstiger Kredite.⁵

Zwei Anmerkungen zur Datendefinition sind an dieser Stelle angebracht: Erstens exkludiert unsere Analyse die SOEP-Vermögenskategorie Sachvermögen, da dieses nur einen geringen Anteil am Vermögen ausmacht und gleichzeitig sehr heterogen ist: Sachvermögen umfasst Gold, Münzen und wertvolle Sammlungen wie Kunst und würde daher starke Annahmen hinsichtlich der durchschnittlichen Rendite erfordern. Zweitens schließen wir gesetzliche Rentenansprüche als Vermögenskategorie aus, da sich unsere Analyse auf Privatvermögen bezieht, das in Geldwerten ausdrückbar, übertragbar und beleihbar sein muss. Gesetzliche Rentenansprüche sind aber weder übertragbar noch als Sicherheit verwendbar (Bönke et al., 2019; Fessler & Schürz, 2018).⁶ Dieser Ansatz entspricht der Definition von Vermögen der OECD aus den Leitlinien für Mikrostatistiken und Haushaltsvermögen, die öffentliche und betriebliche Rentenpläne ebenfalls ausnehmen (OECD, 2013).

Die Daten der Vermögenserhebung 2019 wurden im Gegensatz zu den Befragungen von 2012 und 2017 noch nicht vom SOEP-Team imputiert (siehe Grabka & Westermeier, 2015, für Details zur Aufbereitung der früheren SOEP-Vermögensdaten). Der Fragebogen ermöglicht es den Befragten, entweder einen präzisen Wert für ein bestimmtes Vermögen anzugeben oder diesen Wert innerhalb von Bandbreiten (z. B. ein Wert zwischen 10.000 € und 50.000 €) anzugeben. Wenn eine befragte Person eine Spanne für den Vermögenswert angibt, berechnen wir den konkreten Wert anhand des Medians der absoluten Werte, die von anderen Befragten innerhalb der entsprechenden Preisspanne angegeben wurden.⁷ Die Verwendung des Medians anstelle des Mittelwerts

⁴Eine Beobachtung wurde nach Rücksprache mit dem SOEP aufgrund widersprüchlicher Informationen entfernt, die im SOEP als arbeitslos identifiziert wurde, aber ein unplausibel hohes Einkommen aus selbständiger Tätigkeit angab.

⁵Die SOEP-Daten unterscheiden bei Nicht-Hypothekarkrediten einerseits Kredite von Banken, anderen Finanzinstituten oder Privatpersonen, und andererseits Kredite zur Finanzierung der Ausbildung, wie z.B. BAföG. Diese beiden Kategorien werden hier aufsummiert und im Folgenden kurz "Kredite" bezeichnet.

⁶Studien zur Vermögensungleichheit in Deutschland zeigen, dass die Vermögensungleichheit geringer ist, wenn die Ansprüche aus der gesetzlichen Rentenversicherung berücksichtigt werden (Bönke et al., 2019; Bartels et al., 2023).

⁷Wenn eine Person angibt, dass der Vermögenswert über einem im Fragebogen angegebenen Wert liegt oder bei diesem Wert die Antwort "weiß nicht" auswählt und bei dem nächst höheren angegebenen Wert angibt, dass der Vermögenswert niedriger ist oder "weiß nicht" auswählt, dann wird ihr der geschätzte Median zugewiesen.

als Imputationswert für die angegebenen Werte innerhalb einer Preisgruppe führt wahrscheinlich zu einer Unterschätzung der Vermögensungleichheit und ist somit eine konservative Annahme. Miteigentümer:innen eines Vermögenswerts wird der anteilige Vermögenswert zugewiesen.

Im SOEP wird Finanzvermögen nur in Bausparverträge, Lebensversicherungen/private Rentenversicherungen und Geldanlagen unterteilt. Letztere umfassen verschiedene Anlageklassen wie Einlagen, Anleihen und Aktien. Da diese Unterschiede in ihren Renditen aufweisen, verwenden wir Daten aus der vierten Welle des HFCS (ECB, 2021), um eine Differenzierung innerhalb dieser Geldanlageportfolios zu schätzen. Die HFCS-Daten liefern detaillierte Informationen über reale und finanzielle Vermögenskategorien für Haushalte in 19 europäischen Ländern. Die Stichprobe für Deutschland besteht aus 4.119 Haushalten. Um die Informationen über die Verteilung der Geldanlagen auf verschiedene Finanzprodukte mithilfe der HFCS Daten zu imputieren, schätzen wir diese Informationen für die SOEP-Daten mittels multivariatem Random Forest über verschiedene soziodemographische Merkmale zu. Mit den so ermittelten Informationen über die Verteilung der Geldanlagen berechnen wir absolute Werte für die folgenden Geldanlageklassen: Sichtkonten, Sparkonten, Anleihen, Fonds, Aktien und sonstige Finanzprodukte (einschließlich verwalteter Konten und sonstiger Produkte wie Derivate). Wir schließen die Vermögensklasse “Geldforderungen an einen Haushalt”, die im HFCS erfasst ist, aus, da das SOEP informelle Kredite nicht als Vermögenskategorie berücksichtigt. Darüber hinaus wird das Vermögen aus “Unternehmensvermögen ohne selbständige Tätigkeit im Unternehmen” im HFCS unter den Geldanlagen ausgewiesen. Eine Unterscheidung, die im SOEP nicht getroffen wird, welches nur Daten für das gesamte Betriebsvermögen enthält. Folglich schließen wir das Vermögen aus “Unternehmensvermögen ohne selbständige Tätigkeit im Unternehmen” aus der Imputation der Geldanlagenanteile im HFCS aus.

Renditedaten werden aus verschiedenen Datenquellen für den Zeitraum 1995 bis 2020 berechnet. Die Daten für Immobilien stammen aus dem Datensatz von Jordà et al. (2019), für Bausparverträge verwenden wir Daten von FMH Finanzberatung e.K. (2024) und für Aktien, Anleihen, Fonds, Sichtkonten, Sparkonten und Versicherungen stammen die Daten von der Deutschen Bundesbank (2015, 2024a, 2024b). Die Renditen für *Immobilien* decken Kapitalgewinne und imputierte Mieten für Eigentümer:innen und Vermieter:innen ab und werden in Jordà et al. (2019) auf der Grundlage von Hauspreisreihen in Knoll et al. (2017) und von Mietdaten in Knoll (2017) anhand des “Mietpreisansatzes” berechnet. Die Daten der Hauspreisreihe für Deutschland basieren dabei auf verschiedenen Datenquellen mit städtische Daten (Knoll et al., 2017, S. 336). Unsere Datenbasis umfasst Nettoerträge, die um Instandhaltungskosten, Verwaltungs- und Ver-

sicherungsgebühren sowie Abschreibungen, nicht jedoch um Zinsen, Steuern oder Nebenkosten bereinigt sind (Jordà et al., 2019, S. 1252).

Die Daten für Aktien, Anleihen, Fonds und Versicherungen stammen aus Bundesbank (2024b). Die Daten der Bundesbank basieren im Wesentlichen auf der Gesamtwirtschaftlichen Finanzierungsrechnung. Die Bundesbankberechnungen für *Aktien* basieren bis 2006 auf dem CDAX und danach auf Subindizes des Prime-All-Share-Index. Für Aktien ausländischer Emittenten wird der MSCI World zugrunde gelegt und die Renditen nach in- und ausländischen Emittenten gewichtet. Die Werte für *Fonds* basieren auf Bundesbankdaten zur Preisentwicklung von in Deutschland meldepflichtigen Publikumsfonds. Bei den *Anleihen* unterscheidet die Bundesbank nach verschiedenen Emittenten. Für öffentliche Emittenten wird bis 2006 der REXP-Index verwendet, danach der German-Government-Index von Merrill Lynch, der EMU-Germany-Index von J. P. Morgan und der WGBI-Germany-Index der Citigroup. Für inländische Kreditinstitute wird der FTSE-Pfandbrief-Index verwendet. Für Versicherungen, Investmentfonds und sonstige Finanzinstitute wird der Euro-Financial-Index von Merrill Lynch zugrunde gelegt, während die Daten für Nichtfinanzunternehmen auf Bundesbank-Berechnungen unter Verwendung von Unternehmensanleihen mit BBB-Rating von Merrill Lynch basieren. Schließlich werden die Renditen von Anleihen ausländischer Emittenten von der Bundesbank anhand des WGBI-World-Index der Citigroup, des Global-Broad-Market-Index und des Global-Non-Sovereign Index von Merrill Lynch berechnet. Die Renditen ergeben sich aus der Summe der Bewertungsänderungen und der durch die Wertpapiere generierten Einkommen (Zinsen und Dividenden/Gewinnausschüttungen). Diese Summe wird ins Verhältnis gesetzt zum gehaltenen Bestand der Vorperiode. Kosten werden hierbei nicht berücksichtigt. Die Berechnung der Renditen für *Versicherungen* basiert auf Daten zur laufenden Verzinsung von Lebensversicherungen von Assekurata. Dabei handelt es sich nicht um Renditen im Sinne von Zinssätzen, sondern die Zahlen basieren auf der Idee eines fiktiven Zinssatzes vor Kosten. Diese Zinssätze spiegeln jedoch nur die Zinsen des investierten Teils der Prämien wider und berücksichtigen somit nicht den Teil der Prämie, der für Kosten wie Anreize für Vermittler verloren geht. Diese Kosten reduzieren die Zinsen im Durchschnitt um 2,62 Prozent bei fondsgebundenen Produkten und um 1,91 Prozent bei klassischen Produkten mit einer Vertragslaufzeit von 12 Jahren (Bundesanstalt für Finanzdienstleistungsaufsicht, 2023); diese können hier allerdings mangels Datengrundlage nicht berücksichtigt werden. Für eine detaillierte Beschreibung der Datenbasis und der Berechnung siehe Bundesbank (2015, 17ff). Die Bundesbankdaten liegen in Form von Quartalsdaten vor. Um jährliche Renditen zu erhalten, berechnen wir das geometrische Mittel für jedes Jahr und haben damit rollierende Jahres-Durchschnittsrenditen vorliegen.

Wir berechnen die Renditen für Spar- und Sichtkonten mit den Daten aus Bundesbank (2024a) zu den Einlagezinsen. Für die Jahre 1995 bis 2002 verwenden wir für die Renditen der *Sparkonten* die Daten der “Bundesbank-Zinsstatistik”. Für diesen Zeitraum liegen keine Volumina vor und die Daten beziehen sich nur auf das Neugeschäft und nicht auf das Bestandsgeschäft. Wir verwenden daher für die Renditen für Sparkonten bis 2003 den jährlichen ungewichteten Durchschnitt der Zinsen auf Neugeschäfte mit unterschiedlichen Laufzeiten. Ab 2003 stammen die Zinsstatistiken aus der MFI-Zinsstatistik, die zwischen Neu- und Bestandsgeschäften unterscheidet und Volumina für verschiedene Zeiträume angibt. Wir berechnen die Renditen daher als gewichteten Jahresdurchschnitt der Zinsen auf Bestände mit unterschiedlichen Laufzeiten für die Jahre 2003 bis 2020.⁸ Für *Sichtkonten* verwenden wir bis 2003 Daten zu höher verzinsten Sichteinlagen von Privatpersonen und ab 2003 Daten zu täglich fälligen Einlagen von privaten Haushalten im Neugeschäft.

Für die Berechnung der Renditen auf das Nettovermögen nutzen wir Daten zu Kreditzinsen aus Bundesbank (2024a). Ab 2003 verwenden wir für *Hypothekarkredite* die gewichteten Durchschnittszinssätze für Wohnbaukredite und für die sonstigen *Kredite* den gewichteten Durchschnitt der Konsumkredite und sonstigen Kredite. Für den Zeitraum vor 2003 verwenden wir die einfachen Durchschnittszinssätze, da auch hier keine Daten zu Volumina verfügbar sind.

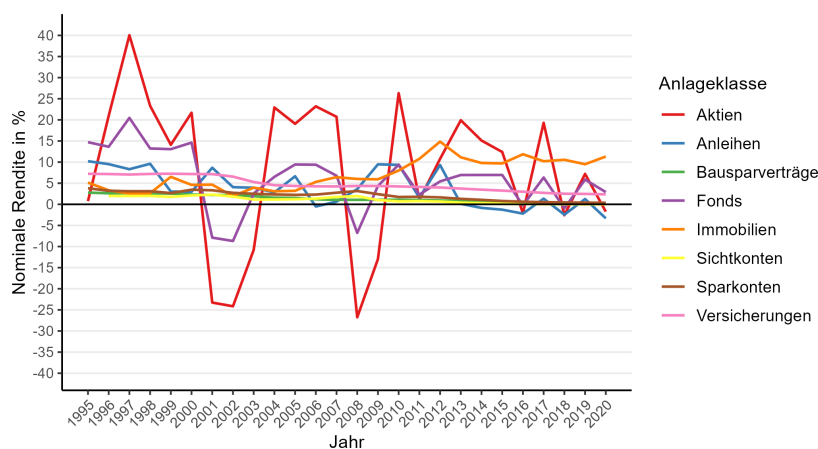
Die Daten der Bundesbank und der FMH Finanzberatung e.K. sind brutto, d. h. vor Abzug etwaiger Kosten und Steuern. Die nominalen (realen) Renditen werden mithilfe der Fisher-Gleichung und den jeweiligen Inflationsdaten berechnet⁹, wenn nur reale (nominale) Renditen in den Daten vorliegen.

Abbildung 1 zeigt die nominalen Renditen nach Anlageklassen von 1995 bis 2020. Insgesamt war der hier betrachtete Zeitraum bis zur Finanz- und Wirtschaftskrise von einem Zinsumfeld zwischen 2 und 5 Prozent und danach von einem Niedrigzinsumfeld geprägt (ECB, 2024).

⁸Bestimmte Neugeschäftspositionen (z. B. Einlagen mit vereinbarter Kündigungsfrist) sind in den Bundesbankdaten als Neugeschäft enthalten, müssen aber als Bestand definiert werden (persönliche Korrespondenz mit der Bundesbank).

⁹Der Verbraucherpreisindex wird von der Bundesbank und Jordà et al. (2019) zur Verfügung gestellt.

Abbildung 1: Jährliche nominale Renditen nach Anlageklasse (1995–2020)



Hinweis: Diese Abbildung zeigt die jährlichen nominalen Renditen nach Vermögenswerten von 1995 bis 2020. Quellen: Bundesbank (2015), Bundesbank (2024a), Bundesbank (2024b), Jordà et al. (2019), und FMH Finanzberatung e.K. (2024).

Im hier betrachteten Zeitraum wiesen die Renditen von Aktien die größte Volatilität auf, wobei die Mehrheit der Perioden positive Renditen aufwies. Die Renditen von Anleihen und Fonds waren weniger volatil und im Durchschnitt für den gesamten betrachteten Zeitraum ebenfalls positiv. Immobilien erwirtschafteten ebenfalls positive Renditen, mit einem merklichen Anstieg nach 2009. Die Renditen von Versicherungen, Bausparverträgen, Spar- und Sichtkonten waren im gesamten Zeitraum ebenfalls positiv, jedoch auf einem niedrigeren Niveau. Eine detailliertere Darstellung der Anlageklassen mit niedrigeren Renditen findet sich im Anhang (siehe Abbildung 6).

Berücksichtigt man auch Inflation, so zeigt sich, dass die realen Renditen für einige Anlageklassen nahe null oder im negativen Bereich lagen. Dazu gehören Anleihen, Bausparverträge, Spar- und Sichtkonten in der Niedrigzinsphase. Abbildung 7 im Anhang zeigt die realen Renditen nach Anlageklassen von 1995 bis 2020.

Tabelle 1 enthält die SOEP-Vermögenskategorien, ihre durchschnittliche jährliche nominale und reale Rendite für die verschiedenen Anlageklassen für den Zeitraum 1995-2020 (berechnet als geometrisches Mittel), und die verschiedenen Datenquellen, die für die Berechnung der Renditen herangezogen wurden.

Tabelle 1: Vermögenskategorien, nominale und reale Renditen und Datenquellen

Vermögenswert	Nominale Rendite	Reale Rendite	Datenquelle	Rendite
Wohneigentum	6,98	5,48	Jordà et al (2019)	Immobilien
Sonstige Immobilien	6,98	5,48	Jordà et al (2019)	Immobilien
Betriebsvermögen	6,81	5,33	Bundesbank	Aktien
Fahrzeuge	0,00	-1,38	/	Sonstige
Sichtkonten	1,06	-0,32	Bundesbank	Sichtkonten
Sparkonten	2,06	0,65	Bundesbank	Sparkonten
Anleihen	3,6	2,17	Bundesbank	Anleihen
Fonds	5,82	4,6	Bundesbank	Fonds
Aktien	6,81	5,33	Bundesbank	Aktien
Andere Finanzprodukte	6,81	5,33	Bundesbank	Aktien
Versicherungen	4,75	3,31	Bundesbank	Versicherungen
Bausparvertrag	1,36	-0,04	FMH Finanzberatung	Bausparvertrag
Hypothekarkredite	4,77	3,32	Bundesbank	Hypotheken
Kredite	6,05	4,59	Bundesbank	Kredite

Hinweis: Diese Tabelle zeigt die Anlagekategorien im SOEP mit Machine Learning-imputierten Geldanlagen aus HFCS-Daten, sowie die entsprechenden durchschnittlichen nominalen und realen Renditen mit den jeweiligen Datenquellen. Bei Hypotheken und anderen Krediten ist die Rendite der Zinssatz, welcher negativ (als Kosten) in die Berechnung eingeht.

Quelle: SOEP 2019, ECB (2021), Bundesbank (2015), Bundesbank (2024a), Bundesbank (2024b), Jordà et al. (2019) und FMH Finanzberatung e.K. (2024); eigene Berechnung.

Methode

Wir verwenden Machine Learning, um die Verteilung der Geldanlagen auf die verschiedenen Kategorien von Finanzanlagen im SOEP zu schätzen. Dazu trainieren wir einen multivariaten Random Forest Algorithmus mit HFCS-Daten. Ein Random Forest erstellt Vorhersagen mithilfe einer Reihe von Entscheidungsbäumen (Breiman, 2001). Ein multivariater Random Forest kann verwendet werden, um Schätzungen für eine Reihe verschiedener Werte mit potenziellen Abhängigkeiten vorzunehmen (Segal & Xiao, 2011). Diese Abhängigkeiten liegen auch in unserem Anwendungsfall vor, da sich die Anteile der verschiedenen Anlageklassen immer zu 100% addieren. Um eine perfekte Multikollinearität zu vermeiden, wird die Variable “sonstige finanzielle Vermögenswerte” nicht durch den multivariaten Random Forest Algorithmus vorhergesagt, sondern als 1 minus die Summe der Anteile der anderen Vermögenswerte berechnet. Wir trainieren das Modell mit mehreren Merkmalen, darunter der Besitz verschiedener Vermögenswerte, das Bruttovermögensdezil, der höchste Bildungsabschluss¹⁰, Berufsstatus, Familienstand, Bruttoeinkommensdezil, Altersgruppe¹¹, und Region. Bei Einpersonenhaushalten wird auch das Geschlecht

¹⁰Dieser wird gemäß der Internationalen Standardklassifikation des Bildungswesens (ISCED) definiert und in vier Kategorien unterteilt: keine formale Bildung, niedrige, mittlere und höhere Bildung.

¹¹Bei Mehrpersonenhaushalten wird das Alter des Haushalts als Durchschnittsalter aller Erwachsenen im Haushalt berechnet.

berücksichtigt. Bei Mehrpersonenhaushalten wird die Referenzperson des Haushalts verwendet. Die Modellspezifikationen: Es werden 101 Bäume verwendet, wobei an jedem Knoten eines Regressionsbaums vier Merkmale für die Aufteilung berücksichtigt werden. Die Mindestanzahl der Stichproben im Blattknoten beträgt vier. Für alle Personen im SOEP, die Geldanlagen besitzen, werden Werte für die Verteilung der Geldanlagen geschätzt.

Bevor wir die Werte für die SOEP-Daten vorhersagen, testen wir unser Random Forest Modell mit dem HFCS-Datensatz für Deutschland. Wir verwenden 70% der Daten als Trainingsdaten und 30% als Testdaten. Tabelle 2 zeigt die mittleren absoluten Fehler (mean absolute errors - MAE) für die vorhergesagten Variablen sowohl auf Beobachtungsebene als auch aggregiert nach unseren Bruttovermögensgruppen am Beispiel der Ein-Erwachsene-Haushalte. Der mittlere absolute Fehler stellt den Mittelwert der Abweichung zwischen den tatsächlichen und den durch das Random Forest Modell vorhergesagten Werten dar. Die Ergebnisse zeigen, dass auf Ebene der Bruttovermögensgruppen (letzte Spalte), die für die Analyse hier hauptsächlich relevant sind, die mittleren Fehler mit Werten unter 0,04 durchwegs im geringen Bereich liegen. Dies bedeutet beispielsweise, dass der vorhergesagte Anteil der Sparkonten auf der Ebene der Vermögensgruppen im Durchschnitt um 4 Prozentpunkte vom Anteil in den tatsächlichen HFCS-Testdaten abweicht. Auf Beobachtungsebene sind die Fehler ebenfalls gering, mit Ausnahme von Spar- und Sichtkonten mit einem mittleren Fehler von jeweils 0,19.¹²

Tabelle 2: Mittlere absolute Fehler (MAE) nach Testen de Modells mit HFCS Daten für Ein-Erwachsenen-Haushalte

	MAE Beobachtungslevel	MAE für Vermögensgruppen
Sichtkonten	0,19	0,02
Sparkonten	0,19	0,04
Anleihen	0,01	0,01
Fonds	0,08	0,01
Aktien	0,06	0,02
Andere Finanzprodukte	0,01	0,02

Hinweis: Die Tabelle zeigt die mittleren absoluten Fehler, die nach dem Testen unseres Multiple Random Forest Modells, das zum Zweck der Imputation und Differenzierung von Geldanlagen innerhalb des SOEP-Datensatzes angewendet wurde, berechnet wurden. Die berechneten durchschnittlichen Abweichungen zwischen den tatsächlichen und den vorhergesagten Werten der verschiedenen Geldanlageklassen werden auf zwei verschiedenen Ebenen dargestellt: auf der Ebene der einzelnen Beobachtungen (Spalte 2) und auf der Ebene der drei Vermögensgruppen untere 50%, mittlere 40% und oberste 10% (Spalte 3). Quelle: ECB (2021).

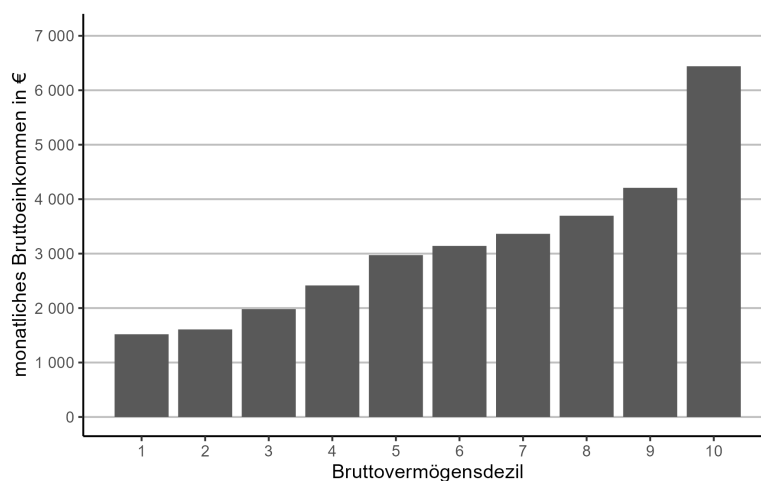
¹²Dies ist möglicherweise darauf zurückzuführen, dass der Algorithmus nicht gut zwischen diesen beiden Vermögenskategorien unterscheiden kann. In diesem Fall wäre der Fehler sogar auf Beobachtungsebene gering, da die Renditen geringe Unterschiede aufweisen.

4 Ergebnisse

4.1 Vermögensgruppen

Wir gruppieren unsere Stichprobe nach dem Bruttovermögen in die unteren 50%, die mittleren 40% und die obersten 10%. Wir gruppieren nach dem Bruttovermögen und nicht nach dem Bruttoeinkommen, da das Vermögen die für Renditen relevante Kategorie ist, die auch in früheren Studien zu differenziellen Renditen verwendet wird (Bach et al., 2020; Bundesbank, 2022; Ederer et al., 2021; Fagereng et al., 2020). Es ist jedoch zu beachten, dass Bruttoeinkommen und Bruttovermögen statistisch signifikant korreliert sind. In unseren Daten mit einem positiven, mittelhohen Korrelationskoeffizienten von 0,31. Abbildung 2 veranschaulicht das durchschnittliche monatliche Bruttoeinkommen nach Bruttovermögensdezilen und zeigt einen Anstieg des Durchschnittseinkommens mit dem Vermögen. Bei dieser Abbildung ist zu beachten, dass das durchschnittliche Gesamteinkommen nicht das durchschnittliche Vollzeiteinkommen zeigt und eine Reihe von Einkommensquellen umfasst, einschließlich Teilzeiteinkommen, Renten und Arbeitslosenunterstützung. Außerdem beziehen sich die Lohndaten auf das Jahr 2018 und spiegeln daher nicht die Lohnerhöhungen der letzten Jahre wider.¹³

Abbildung 2: Durchschnittliches monatliches Bruttoeinkommen je Vermögensdezil (in 2019)



Hinweis: Diese Abbildung zeigt das durchschnittliche monatliche Bruttoeinkommen je Bruttovermögensdezil auf individueller Ebene. Quelle: SOEP 2019.

¹³Wir berechnen das persönliche Bruttoeinkommen als Summe aller Einkommenskomponenten auf individueller Ebene und der Einkommenskomponenten auf Haushaltsebene, geteilt durch die Anzahl der Erwachsenen im Haushalt.

Für gruppenspezifische Analysen der Renditen verwenden wir verschiedene sozio-demographische Merkmale, einschließlich Geschlecht, Alter, Migrationshintergrund¹⁴, Familienstand¹⁵, Berufsstatus¹⁶, und Region. Tabelle 3 zeigt die deskriptive Statistik der SOEP-Daten, einschließlich der Gesamtzahl der Beobachtungen und der gewichteten prozentualen Anteile verschiedener sozio-demographischer Merkmale für die gesamte Bevölkerung in drei verschiedene Vermögensgruppen. Die in der Tabelle gezeigten Werte geben einen ersten Hinweis auf die demographische Zusammensetzung verschiedener Vermögensgruppen. Die Daten zeigen, dass Frauen, 18- bis 30-Jährige, Personen mit Migrationshintergrund, Singles, Alleinerziehende, Arbeitslose und Nichterwerbstätige sowie Personen in Ausbildung und aus Ostdeutschland in den unteren 50% über-repräsentiert sind. Tabelle 4 zeigt den Prozentsatz der Personen mit einem bestimmten sozio-demographischen Merkmal, die einer bestimmten Vermögensgruppe angehören, mit ähnlichen Ergebnissen. Zum Beispiel gehören 67% der Personen mit Migrationshintergrund und 76% der Alleinerziehenden zu den unteren 50%. Hier fällt jedoch auf, dass ein beträchtlicher Anteil älterer Personen in den unteren 50% der Vermögensverteilung vertreten ist (39,51% der über 71-Jährigen und 42,02% der Rentner:innen). Dies ist besonders vor dem Hintergrund relevant, dass die Phase des Vermögensaufbaus durch Ersparnisse aus Arbeitseinkommen für diese Gruppe bereits abgeschlossen ist.

¹⁴In den SOEP-Daten wird zwischen Personen ohne, mit direktem und mit indirektem Migrationshintergrund unterschieden. Eine Person hat einen direkten Migrationshintergrund, wenn sie in einem anderen Land als Deutschland geboren wurde. Ein indirekter Migrationshintergrund liegt vor, wenn mindestens ein Elternteil einen direkten Migrationshintergrund hat. In unserer Analyse fassen wir direkten und indirekten Migrationshintergrund zusammen.

¹⁵Der Familienstand wird wie folgt definiert: Eine Person gilt als in einer Partnerschaft lebend, wenn es genau zwei Personen im Haushalt gibt, beide eine Partner-ID haben und keine Kinder unter 18 Jahren im Haushalt leben. Eine Person gilt als Elternteil in einer Familie (d.h. sie lebt in einer Partnerschaft und hat Kind/er), wenn es mehr als zwei Personen im Haushalt gibt, die Person eine Partner-ID hat und mindestens ein Kind unter 18 Jahren im Haushalt lebt. Eine Person wird als Single klassifiziert, wenn die Anzahl der Haushaltsmitglieder genau eins beträgt. Eine Person wird als alleinerziehend klassifiziert, wenn es keine Partner-ID im Haushalt gibt, keine andere erwachsene Person über 25 Jahre alt ist, die Person das älteste Haushaltsmitglied ist und mindestens ein Kind unter 18 Jahren im Haushalt lebt. Alle anderen Personen werden als „Sonstige“ klassifiziert, was auf Personen zutreffen kann, die in Wohngemeinschaften, Mehrgenerationenhaushalten oder als erwachsenen Kinder bei ihren Eltern leben.

¹⁶Der Berufsstatus wird wie folgt definiert: Eine Person gilt als arbeitslos, wenn sie nicht arbeitet und angegeben hat, dass sie arbeitslos ist. Eine Person gilt als nicht erwerbstätig, wenn sie keine weiteren Informationen zur Nichterwerbstätigkeit angegeben hat. Als erwerbstätig gelten alle Arbeiter:innen, Angestellten und Beamten:innen. Selbständige und Freiberufler werden als selbständig kategorisiert. Rentner:innen sind Personen, die nicht erwerbstätig sind und eine Rente beziehen. Eine Person gilt als in Ausbildung befindlich, wenn sie derzeit nicht arbeitet und angegeben hat, dass sie in Ausbildung ist, Wehr- oder Zivildienst leistet oder eine Ausbildung oder Praktikum absolviert.

Tabelle 3: Deskriptive Statistik SOEP 2019 (N = 20 819) mit gewichteten Anteilen

Variable	Ausprägung	Gesamtbevölkerung		untere 50%	mittlere 40%	top 10%
		N	in %	in %	in %	in %
Geschlecht	Weiblich	10 751	50,23	54,10	47,49	41,82
	Männlich	10 068	49,77	45,90	52,51	58,18
Alter	18-30	3 288	16,1	28,49	4,36	1,13
	31-50	6 949	30,46	30,69	31,24	26,20
	51-70	7 706	34,92	26,21	42,12	49,73
	71+	2 876	18,51	14,60	22,29	22,94
Migration	Nein	16 204	77,86	70,13	85,01	87,93
	Ja	4 615	22,14	29,87	14,99	12,07
Familienstand	Single	3 479	26,78	31,36	21,43	25,26
	Paar	6 944	34,44	27,72	42,45	36,01
	Familie	5 519	17,72	14,7	20,65	21,10
	Alleinerziehend	679	2,09	3,18	0,94	1,24
	Sonstige	4 198	18,97	23,04	14,53	16,38
Berufsstatus	Angestellt	10 891	52,71	50,87	56,30	47,54
	Selbstständig	1 918	4,99	2,58	4,83	17,79
	Arbeitslos	956	4,39	7,65	1,30	0,41
	Nicht-erwerbstätig	1 088	4,61	5,41	3,86	3,60
	In Ausbildung	1 273	5,43	10,09	0,79	0,62
	In Rente	4 693	27,88	23,40	32,93	30,05
Region	Ostdeutschland	4 521	17,44	19,79	17,34	6,05
	Westdeutschland	16 298	82,56	80,21	82,66	93,95

Hinweis: Diese Tabelle zeigt die Anzahl der Beobachtungen und die Anteile verschiedener sozio-demographischer Merkmale in der Gesamtbevölkerung und in den unteren 50 %, den mittleren 40 % und den top 10 % der Bevölkerung nach Bruttovermögen auf individueller Ebene. Die Spalten ergeben je nach Kategorie für jede Variable (z. B. Geschlecht) 100 %; so sind beispielsweise in den unteren 50 % 54,10 % Frauen und 45,90 % Männer. Quelle: SOEP 2019, eigene Ausarbeitung.

Tabelle 4: Verteilung der sozio-demographischen Merkmale in 2019

		untere 50%	mittlere 40%	top 10%
Geschlecht	Weiblich	53,85	37,84	8,31
	Männlich	46,11	42,22	11,66
Alter	18-30	88,48	10,83	0,70
	31-50	50,38	41,04	8,58
	51-70	37,53	48,27	14,21
	71+	39,45	48,18	12,37
Migration	Nein	45,04	43,70	11,27
	Ja	67,46	27,10	5,44
Familienstand	Single	58,56	32,03	9,41
	Paar	40,24	49,34	10,43
	Familie	41,48	46,64	11,88
	Alleinerziehend	76,11	17,95	5,94
	Sonstige	60,74	30,65	8,62
Berufsstatus	Angestellt	48,26	42,74	9,00
	Selbstständig	25,84	38,61	35,55
	Arbeitslos	87,19	11,89	0,93
	Nicht-erwerbstätig	58,69	33,53	7,78
	In Ausbildung	92,99	5,86	1,14
	In Rente	41,98	47,27	10,75
Region	Ostdeutschland	56,74	39,80	3,46
	Westdeutschland	48,58	40,07	11,35

Hinweis: Diese Tabelle zeigt die Verteilung der einzelnen soziodemographischen Merkmale auf die jeweiligen Vermögensgruppen in Prozent. Die Zeilen ergeben für jedes Merkmal 100 %. Beispielsweise befinden sich 53,85 % der Frauen in den unteren 50 %, 37,84 % in der oberen Mittelschicht und 8,31 % in den top 10 %. Quelle: SOEP 2019.

Außer der unterschiedlich hohen Bruttovermögen gibt es auch in anderen Dimensionen Unterschiede zwischen den Vermögensgruppen - beispielsweise in der Zusammensetzung des Vermögensportfolios, dem durchschnittlichen Bruttoeinkommen und den häufigsten Berufsgruppen, die in einer Vermögensgruppe vertreten sind. Selbstgenutztes Wohneigentum ist in den unteren 50% praktisch nicht vorhanden. In den mittleren 40% stellt Wohneigentum hingegen einen bedeutenden Anteil des durchschnittlichen gesamten Bruttovermögens dar, wobei etwa 70% dieser Gruppe Wohneigentum besitzen. Allerdings zeigen sich auch beim Finanzvermögen Unterschiede, wie etwa bei Geldanlagen und Versicherungen.¹⁷ Die obersten 10% unterscheiden sich von den anderen beiden Gruppen insbesondere durch den Besitz von Betriebsvermögen und sonstigen Immobilien.

¹⁷Bei Geldanlagen ist zu beachten, dass im SOEP nicht abgefragt wird, ob eine Person bestimmte Finanzprodukte besitzt, sondern es wird nach Geldanlagen auf diesen Finanzprodukten gefragt. Wenn eine Person also ein Girokonto besitzt, aber dort nicht viel mehr als für das monatliche Leben gespart hat und auch sonst keine anderen Geldanlagen besitzt, wird diese Person vermutlich „nein“ bei Geldanlagen angegeben haben. Dass ca. 25% der unteren Hälfte angeben, Geldanlagen zu besitzen, bedeuten, dass diese Vermögen in Form von Geldanlagen besitzen und nicht, dass nur 25% von der Gruppe z.B. ein Girokonto besitzt. Zudem wird bis zur aktuellsten Befragungswelle von einer Untererfassung des Geldvermögens im SOEP ausgegangen (persönliche Korrespondenz).

Fast die Hälfte dieser Gruppe besitzt weitere Immobilien und 14% besitzen Betriebsvermögen (siehe Tabelle 5).

Tabelle 5: Besitz von Vermögenswerten in 2019

	untere 50%	mittlere 40%	top 10%
Fahrzeuge	43,56	72,78	79,41
Selbstgenutztes Wohneigentum	0,73	69,71	89,47
Sonstige Immobilien	0,54	13,18	49,17
Betriebsvermögen	0,64	3,20	14,09
Geldanlagen	25,31	58,47	70,44
Versicherungen	16,54	40,36	49,84
Bausparverträge	13,22	34,14	35,52

Hinweis: Die Tabelle zeigt den prozentualen Anteil einer Vermögensgruppe, die den jeweiligen Vermögenswert besitzt. Quelle: SOEP 2019, eigene Darstellung.

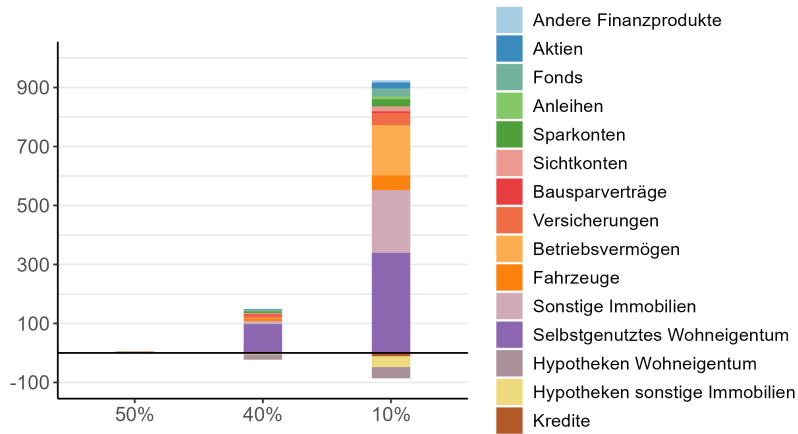
Die Unterschiede in Vermögenshöhe und Portfoliostruktur spiegeln sich auch in den durchschnittlichen Vermögensportfolios wider (s. Abbildung 3). Abbildung (a) zeigt absoluten Werte, wodurch die ungleiche Verteilung des gesamten Bruttovermögens ersichtlich wird. Eine Person der unteren Hälfte der Bevölkerung besitzt durchschnittlich etwa 6.000€ Bruttovermögen, während eine Person der obersten 10% durchschnittlich circa 925.000€ besitzt.¹⁸

Darüber hinaus zeigt Tabelle 6 den Mittelwert und Median des Bruttovermögens und -einkommen sowie das erste und dritte Quartil für die verschiedenen Gruppen. Die Daten zeigen, dass das durchschnittliche monatliche Einkommen der mittleren Gruppe höher ist als jenes der unteren 50%. Es ist jedoch wichtig zu beachten, dass es erhebliche Überschneidungen in den Einkommensbereichen gibt. Das bedeutet, dass es Personen mit niedrigeren Einkommen in der mittleren Vermögensgruppe und solche mit höheren Einkommen in den unteren 50% des Bruttovermögens gibt.

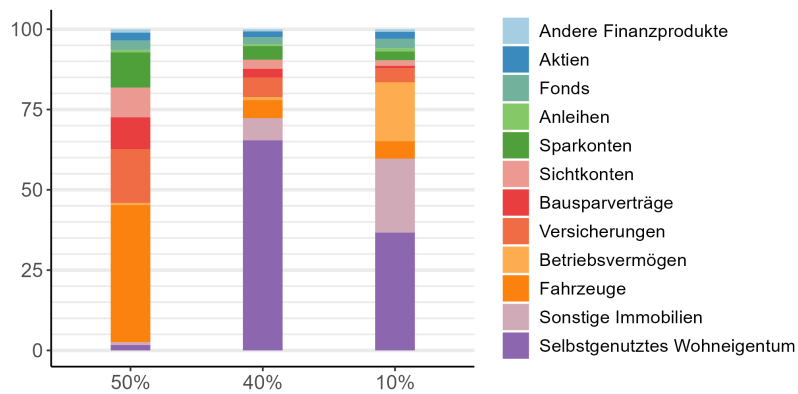
¹⁸Bei der Berechnung der durchschnittlichen Bruttovermögen wurde alle Beobachtungen berücksichtigt. Wenn man nur diejenigen berücksichtigt, die überhaupt Bruttovermögen besitzen, liegt das durchschnittliche Bruttovermögen der unteren Hälfte bei ca. 9.500€.

Abbildung 3: Durchschnittliches Vermögensportfolio nach Vermögensgruppen in 2019

(a) Durchschnittliches Vermögensportfolio (in tausend Euro)



(b) Anteile der durchschnittlichen Vermögensportfolios (in %)



Hinweis: Diese Abbildung zeigt die Vermögenswerte, die die unteren 50 %, die mittleren 40 % und die top 10 % besitzen, in 1 000 Euro (oberer Teil) und als Anteil des Gesamtvermögens, die von der jeweiligen Gruppe gehalten werden (unterer Teil). Tabelle 8 im Anhang enthält die absoluten Durchschnittswerte der verschiedenen Arten von Vermögenswerten pro Vermögensgruppe. Quelle: SOEP 2019 und ECB (2021).

Tabelle 6: Deskriptive Statistik für Vermögen und Einkommen nach Vermögensgruppen in € (in 2019)

(a) Bruttovermögen

	Q1	Median	Mittelwert	Q3	p90
50%	0 (89,3)	2 000 (127,5)	5 948,1 (130,6)	10 000 (255,1)	19 500 (382,6)
40%	75 500 (2 040,5)	140 000 (2 423,1)	149 383 (1 463)	210 000 (2 550,7)	275 000 (2 295,6)
10%	404 000 (3 825,1)	518 500 (8 670,2)	924 576 (57 316)	758 000 (21 165,6)	1 329 000 (79 052,3)
Gesamt	2 000 (204,1)	29 002,5 (1 530,6)	155 003 (6 233,7)	173 150 (3 443,7)	338 000 (8 162,9)

(b) Bruttoeinkommen

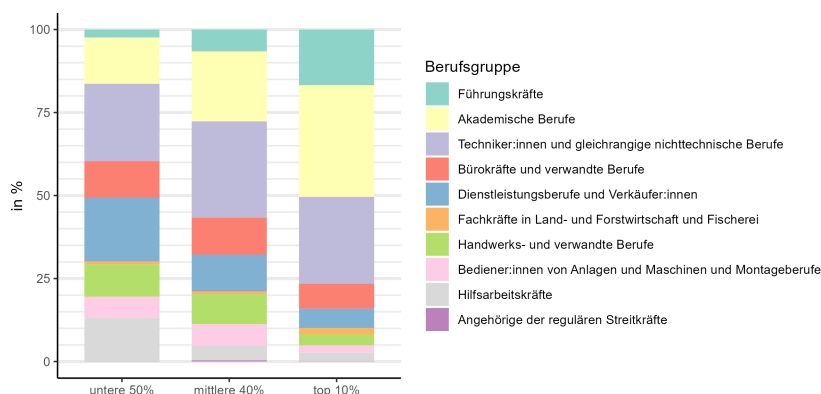
	Q1	Median	Mittelwert	Q3
Untere 50%	935 (27,12)	1 875 (26,95)	2 078,2 (23,89)	2 920 (36,85)
Mittlere 40%	2 164,63 (42,66)	3 302,86 (38,81)	3 600 (36,58)	4 600,83 (49,16)
Oberste 10%	3 219,02 (103,09)	4 905,25 (117,94)	6 440,9 (253)	7 764,17 (251,52)

Hinweis: Diese Tabelle zeigt (a) das Bruttovermögen und (b) das Bruttoeinkommen der Personen im ersten Quartil, im Median, im dritten Quartil und im Durchschnitt. Für das Bruttovermögen werden zusätzlich das 90. Perzentil und die Werte für die Gesamtbevölkerung angegeben, um die Grenzwerte für die verschiedenen Vermögensgruppen zu zeigen. Standardfehler in Klammern.

Quelle: SOEP 2019.

Abbildung 4 zeigt die Verteilung verschiedener Berufsgruppen (gemäß der ICSO-08-Klassifikation) über die Vermögensgruppen. Es wird deutlich, dass Hilfstätigkeiten sowie Dienstleistungsberufe und Berufe im Einzelhandel häufiger in den unteren 50% vertreten sind. Bürokräfte, Handwerks- und verwandte Berufe sowie Anlagen- und Maschinenbediener:innen sind in den unteren und mittleren Vermögensgruppen relativ gleichmäßig vertreten. Der höchste Anteil von Techniker:innen und gleichgestellten Fachkräften ist in den mittleren 40% zu beobachten, während Akademiker:innen am häufigsten in den top 10% vertreten sind. Außerdem ist auch der Anteil der Führungskräfte in den oberen 10% erheblich höher als in den anderen beiden Gruppen.

Abbildung 4: Verteilung von Berufsgruppen in den verschiedenen Vermögensgruppen (in 2019)



Hinweis: Diese Abbildung zeigt die Verteilung von Berufsgruppen nach der ISCO-08-Klassifikation nach Vermögensgruppen.
Quelle: SOEP 2019.

4.2 Renditen

Wir nutzen die Daten zu Vermögensportfolios und Renditen für verschiedene Anlageklassen, um die durchschnittlichen jährlichen nominalen Renditen zunächst für jede Person als gewichteten Durchschnitt der Renditen der verschiedenen Anlageklassen zu schätzen. In unserer Analyse sind die Unterschiede in den Renditen somit ausschließlich auf Unterschiede in der Zusammensetzung der Vermögensportfolios zurückzuführen.

Unsere Analyse zeigt, dass die durchschnittlichen nominalen jährlichen Renditen unter der Berücksichtigung von allen Beobachtungen über die Vermögensgruppen hinweg steigen - mit einer Rendite auf das Bruttovermögen von 1% für die unteren 50%, einer Rendite von 5,39% für die mittleren 40% und einer Rendite von 6,29% für die top 10% (siehe Abbildung 5a).¹⁹ Darüber hinaus berücksichtigen wir Inflation und berechnen realen Renditen, die in Abbildung 5a als Punkte dargestellt sind. Die hier abgebildeten aggregierten durchschnittliche Rendite unterscheiden sich von den Renditen auf die durchschnittlichen Portfolios der Vermögensgruppen. Insbesondere bei den unteren 50% gibt es einen größeren Unterschied aufgrund der Beobachtungen mit einer Rendite von 0. Die Renditen auf die durchschnittlichen Portfolios sind die folgenden: 1.9% für die

¹⁹Die Werte werden unkonkonditional berechnet, das heißt, sie beinhalten alle Individuen. Personen, die eine bestimmte Anlagekategorie nicht besitzen, haben eine Rendite von 0 auf diese Anlageklasse. Eine Person, die kein Bruttovermögen besitzt, wird auch eine Rendite von 0 zugewiesen. Dies trifft auf insgesamt 3 844 Beobachtungen in unserem Sample zu. Die bedingte Verteilung der nominalen Renditen (d.h. unter Berücksichtigung nur derjenigen, die Vermögen besitzen) ist wie folgt (die Werte ohne selbstgenutztes Wohneigentum sind in Klammern angegeben): Die durchschnittliche nominale unbereinigte Rendite über alle Anlageklassen beträgt für die unteren 50% 1,6% (1,55%), für die mittleren 40% 5,39% (2,72%) und für die top 10% 6,29% (4,61%).

unteren 50%, 5,87% für die nächsten 40% und 6,12% für die top 10%.

In einem nächsten Schritt bereinigen wir die Rendite um die Zinskosten der Schulden. Wir berechnen die bereinigte Rendite auf Ebene der Vermögensgruppen anhand der Berechnung von Fagereng et al. (2020) und Bundesbank (2022) wie folgt:

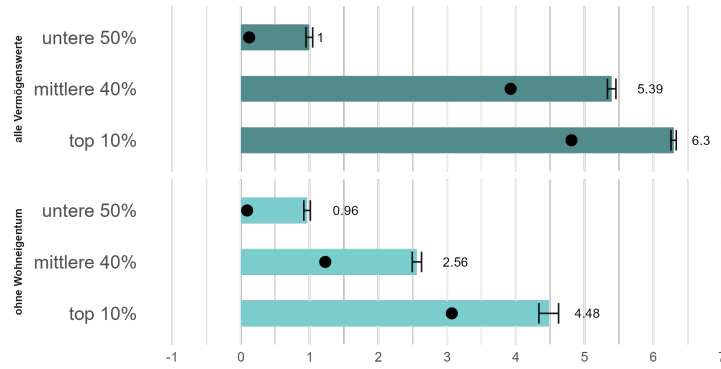
$$r_{netto} = r_{brutto} - r_{Schulden} * \frac{Schulden}{Bruttovermögen} \quad (1)$$

wobei r_{brutto} die durchschnittliche Rendite auf Bruttovermögen und $r_{Schulden}$ der durchschnittliche Zinssatz auf Schulden ist, der mit dem Verhältnis von Schulden zu Vermögen multipliziert wird, berechnet als die durchschnittlichen Gesamtschulden geteilt durch das durchschnittliche gesamte Bruttovermögen. Da die Formel für ein Bruttovermögen von null undefiniert ist und gegen unendlich tendiert, wenn die Verbindlichkeiten die Vermögenswerte übersteigen, berechnen wir die bereinigte Rendite auf der Ebene der Vermögensgruppen und nicht der Individuen, analog zu Bundesbank (2022, persönliche Korrespondenz). Die bereinigten Renditen zeigen, dass die unteren 50% der Bevölkerung den stärksten Rückgang der absoluten Renditen erfahren, was vor allem an der Bereinigung um Zinskosten liegt. Dadurch fällt die nominale Rendite unter 0,5% (siehe Abbildung 5b). Die bereinigte nominale Rendite beträgt für die mittleren 40% 5,06% und für die top 10% 6,07%. Wird zusätzlich für die Inflation bereinigt, zeigt sich eine negative reale Rendite von -0,3% für die unteren 50%.

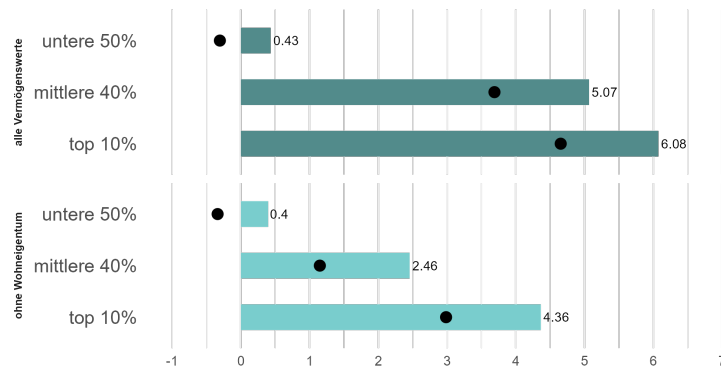
Ein großer Teil der beobachteten Rendite-Unterschiede, insbesondere zwischen der unteren Hälfte und der Mitte, lässt sich auf den Besitz von Wohneigentum in der Mitte zurückführen. Wenn selbstgenutztes Wohneigentum aus dem Portfolio ausgeschlossen wird, betragen die nominalen Renditen auf das Bruttovermögen 0,96% für die unteren 50%, 2,56% für die mittleren 40% und 4,48% für die obersten 10% (siehe die hellblauen Balken in Abbildung 5). Auch nach Ausschluss des selbstgenutzten Wohneigentums bleibt jedoch ein Unterschied in den Renditen von etwa 1,6 Prozentpunkten zwischen der unteren Hälfte und den mittleren 40% festzustellen, was darauf hinweist, dass auch Finanzvermögen für die differenziellen Renditen eine Rolle spielt. Tabelle 7 im Anhang zeigt, dass diese Ergebnisse qualitativ und quantitativ robust gegenüber Änderungen der Renditedaten sind; die Verwendung von Renditedaten ausschließlich von Jordà et al. (2019) führt zu sehr ähnlichen Ergebnissen.

Abbildung 5: Brutto- und Nettorendite nach Vermögensgruppen

(a) Rendite aufs Bruttovermögen



(b) Rendite aufs Nettovermögen



Hinweis: Diese Abbildung zeigt die Renditen auf (a) Brutto- und (b) Nettovermögen nach Vermögensgruppen. Die Balken geben die nominale Rendite an (bereinigt um Zinskosten in der unteren Abbildung), und die Punkte stellen die reale Rendite dar (bereinigt um die Inflation). Die 95% Konfidenzintervalle werden für die Rendite auf das Bruttovermögen dargestellt. Es ist zu beachten, dass die Varianz ausschließlich auf Unterschiede in der Portfoliozusammensetzung zurückzuführen und daher gering ist. Für die Rendite des Nettovermögens werden keine Konfidenzintervalle angezeigt, da die Berechnung auf Durchschnittswerten auf Ebene der Vermögensgruppen basiert. Quellen: SOEP 2019, ECB (2021), Bundesbank (2015), Bundesbank (2024a), Bundesbank (2024b), Jordà et al. (2019), und FMH Finanzberatung e.K. (2024).

Insgesamt stimmen unsere Ergebnisse mit früheren Analysen auf Haushaltsebene für Deutschland überein. Bundesbank (2022) berechnen nominale Renditen von etwas über 2% für die untere

Hälfte der Haushalte, etwa 6% für die mittleren 40% und etwa 7% für die top 10%. Diese Renditen sind etwa einen Prozentpunkt höher als jene in unserer Analyse auf Individualebene, was durch geringe Unterschiede in der Datenbasis und den kürzeren Zeitraum der Renditedaten von 2009 bis 2022 in der Analyse der Bundesbank (2022) erklärt werden kann. Ederer et al. (2021) schätzen eine reale Rendite von 2,1% für vermögensarme Haushalte in Deutschland. Diese Renditen übersteigen die hier berechnete reale Rendite von 0,5% für die unteren 50%, während die Renditen für die Wohneigentümer:innen der Mittelschicht und die Unternehmensbesitzer:innen der obersten 5% von Ederer et al. (2021) niedriger sind als die Renditen für die obere Hälfte in der vorliegenden Studie. Der Hauptgrund dafür ist wahrscheinlich der längere Zeitraum, den die Zinssätze von Ederer et al. (2021) abdecken, nämlich die Jahre 1980 bis 2015, was zu Unterschieden in den durchschnittlichen jährlichen realen Renditen insbesondere auf Immobilien und Unternehmenseigentum führt.²⁰

Trotz der großen Übereinstimmung mit der Literatur sind einige Einschränkungen zu beachten. Erstens berücksichtigen wir in der Analyse, wie auch die Literatur, keine regionalen Unterschiede in den Renditen auf Wohneigentum, obwohl diese aller Wahrscheinlichkeit nach erheblich variieren. Auch ist zu beachten, dass die Daten der Hauspreisreihe, auf der die Renditedaten basieren, auf städtischen Daten basieren und Immobilien aus der ländlichen Region nicht berücksichtigt sind. Eine weitere offene Frage ist, ob auf Aktien und Betriebsvermögen identische Renditen angewendet werden sollten. Wir folgen hier (Jordà et al., 2019, S. 1231).²¹ Die Anwendung einer anderen Rendite auf Betriebsvermögen würde die Ergebnisse insbesondere für die obersten 10% beeinflussen, die einen größeren Anteil an Betriebsvermögen halten; höhere Renditen für privates gegenüber öffentlichem Eigenkapital würde zu einer Erhöhung der durchschnittlichen Rendite für diese Gruppe führen. Folglich ist die derzeitige Berechnungsmethodik konservativ, und unterschätzt vermutlich die Rendite für die wohlhabendsten Individuen. Hinsichtlich der Daten zu den Anlageportfolios ist zu beachten, dass diese aus Umfragedaten stammen, die den typischen Einschränkungen unterliegen. Beispielsweise könnten die Befragten nicht den genauen Wert der von ihnen gehaltenen Vermögenswerte wissen oder verschiedene

²⁰Ederer et al. (2021) verwenden durchschnittliche reale Renditen, die in Jordà et al. (2019) veröffentlicht wurden, während die vorliegende Studie auf deren Mikrodaten zugreifen kann und diese mit zusätzlichen Datenquellen erweitert.

²¹Die empirischen Belege bezüglich der Renditen auf (nicht) börsennotiertes Eigenkapital sind gemischt. Moskowitz und Vissing-Jørgensen (2002) stellen fest, dass die durchschnittlichen Renditen zwischen 1953 und 1999 auf börsennotiertes und nicht börsennotiertes Eigenkapital in den USA ziemlich ähnlich sind. Im Gegensatz dazu finden Kartashova (2014) höhere private Renditen zwischen 1999 und 2007 und ähnliche Renditen im Zeitraum 2008-2010 unter Verwendung derselben US-Daten. In ihrer Analyse zeigen Fagereng et al. (2020) steigende Renditen bei einer Erhöhung des Anteils an nicht börsennotierten Unternehmen, während Bach et al. (2020) solche risikobereinigten Renditen auf nicht börsennotiertes Eigenkapital nicht feststellen.

Anlageklassen verwechseln, wie Betriebsvermögen mit Aktien als Teil von Geldanlagen. Schließlich sollte beachtet werden, dass die Vermögensanteile innerhalb der Geldanlagen nicht aus den ursprünglichen SOEP-Daten stammen, sondern mittels Machine Learning geschätzt wurden. Obwohl dies eine wichtige Neuerung unserer Studie darstellt, könnte das unsere Ergebnisse beeinflussen.

4.3 Beispielgruppen

Da jede Vermögensgruppe eine sehr heterogene Bevölkerung umfasst, zeigen wir im Folgenden Beispiele von Individuen, um sowohl ein intuitiveres als auch ein differenzierteres Bild der Vermögenszusammensetzung und Renditen verschiedener sozio-ökonomischer Gruppen darzustellen. Für jedes Beispiel wird das durchschnittliche Vermögen, das durchschnittliche Einkommen, das erste Quartil (Q1), der Median (Q2) und das dritte Quartil (Q3) des Bruttoeinkommens, die durchschnittliche jährliche nominale Rendite, der Anteil dieser Gruppe in der Bevölkerung sowie die Vermögensgruppe angegeben, in der die entsprechende Person typischerweise zu finden ist. Zusätzlich wird das durchschnittliche Vermögenportfolio dargestellt.²²

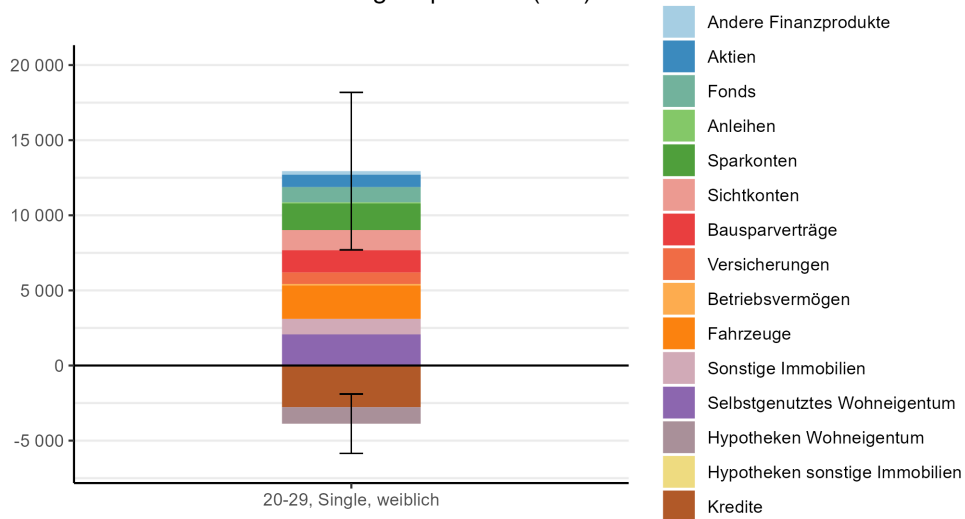
Die vorgestellten Beispiele stehen repräsentativ für verschiedene Vermögensgruppen. Junge alleinstehende Frauen in ihren 20ern, junge Elternteile mit Migrationshintergrund, Alleinerziehende und arbeitslose Männer fallen überwiegend in die untere Hälfte der Vermögensverteilung. Ihre durchschnittlichen nominalen Renditen reichen von etwa 1,1% für einen arbeitslosen Mann bis etwa 2% für einen jungen Elternteil mit Migrationshintergrund. Das durchschnittliche Bruttovermögen dieser Gruppen variiert von etwa 13.000€ für junge alleinstehende Frauen bis etwa 110.000€ für Alleinerziehende. Auch die Portfoliostruktur unterscheidet sich zwischen diesen Beispielgruppen: Die Gruppe der jungen Single-Frauen hat ihr Vermögen in ähnlich große Teilen über die Vermögenskategorien verteilt. Im Gegensatz dazu steckt ein größerer Anteil des Vermögens bei jungen Elternteilen mit Migrationshintergrund, Alleinerziehenden und arbeitslosen Männern in selbstgenutzten Immobilien. Da diese Beispiele auf sozio-demographischen Merkmalen und nicht auf Vermögensgruppen basieren, unterscheiden sich ihre Portfolios von den zuvor erwähnten Vermögensgruppen, bei denen die unteren 50% kein selbstgenutztes Wohneigentum besaßen.

²²Eine vergleichbar nuancierte Analyse des Vermögens für leicht unterschiedliche soziodemographische Untergruppen findet sich in der "Begleitforschung zum Sechsten Armuts- und Reichtumsbericht der Bundesregierung" (Kleimann et al., 2019, 313ff).

Beispiel 1: Weiblich und Single (20 - 29 Jahre alt)

- **Anteil an Bevölkerung:** 1,29%
- **Durchschnittliches Vermögen 2019:**
 - Brutto: 12 973 € (Se: 2 680,9)
 - Netto: 9 065,5 € (Se: 2 419,9)
- **Durchschnittliches Bruttoeinkommen 2018:**
 - Mittelwert: 1 537,8 € (Se: 97,84)
 - Q1 — Q2 — Q3: 743,58 € — 1 108,33 € — 2 303 €
- **Durchschnittliche nominale Rendite:** 1,36 (Se: 0,16)
- **Anteile an Vermögensgruppen:**
 - untere 50%: 90,88%
 - mittlere 40%: 8,32%
 - top 10%: 0,8%

Durchschnittliches Vermögensportfolio (in €)



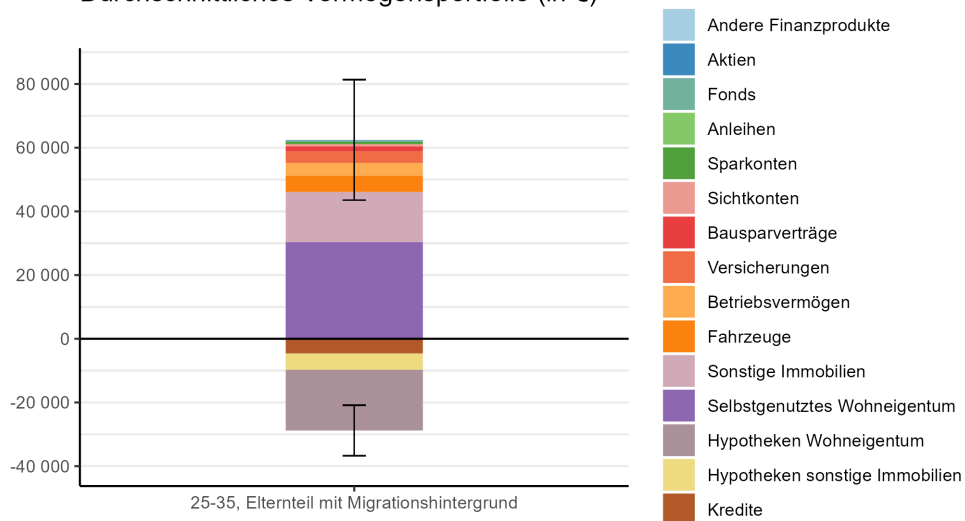
Hinweis: Diese Abbildung zeigt die Vermögenswerte, die diese Beispielgruppe im Durchschnitt besitzt. Für das gesamte Bruttovermögen und die gesamten Schulden werden 95% Konfidenzintervalle angegeben. In der Tabelle 9 im Anhang sind die absolute Wert angegeben.

Quellen: SOEP 2019 und ECB (2021).

Beispiel 2: Elternteil mit Partner:in und Kind(ern) unter 18 Jahre mit Migrationshintergrund (25 - 35 Jahre alt)

- **Anteil an Bevölkerung:** 1,65%
- **Durchschnittliches Vermögen 2019:**
 - Brutto: 62 442 € (Se: 9 667,6)
 - Netto: 33 641 € (Se: 7 464,1)
- **Durchschnittliches Bruttoeinkommen 2018:**
 - Mittelwert: 1 927,7 € (Se: 128,46)
 - Q1 — Q2 — Q3: 729 € — 1 505,33 € — 3 090 €
- **Durchschnittliche nominale Rendite:** 1,99 (Se: 0,21)
- **Anteile an Vermögensgruppen:**
 - untere 50%: 73,09%
 - mittlere 40%: 22,85%
 - top 10%: 4,06%

Durchschnittliches Vermögensportfolio (in €)

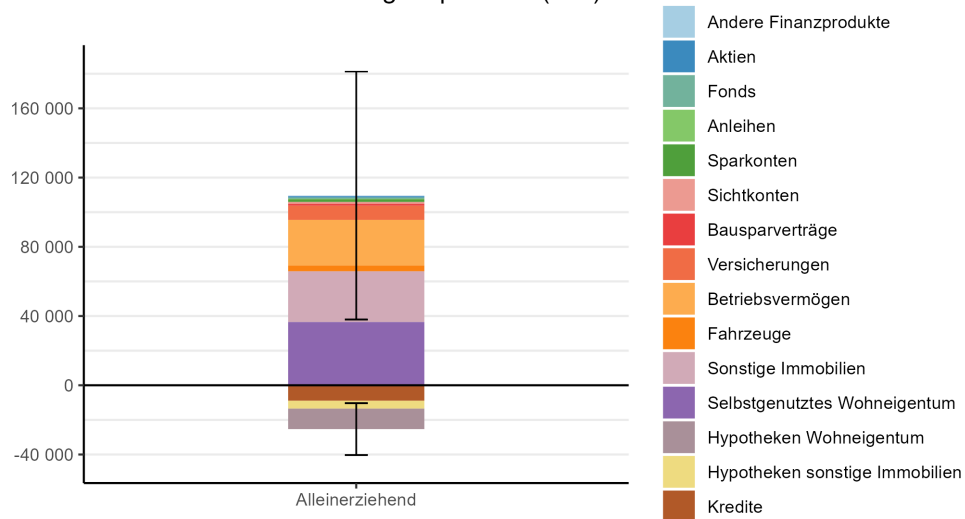


Hinweis: Diese Abbildung zeigt die Vermögenswerte, die diese Beispielgruppe im Durchschnitt besitzt. Für das gesamte Bruttovermögen und die gesamten Schulden werden 95% Konfidenzintervalle angegeben. In der Tabelle 9 im Anhang sind die absolute Wert angegeben.

Beispiel 3: Alleinerziehend mit Kind(ern) unter 18 Jahre

- **Anteil an Bevölkerung:** 2,09%
- **Durchschnittliches Vermögen 2019:**
 - Brutto: 109 596 € (Se: 36 565)
 - Netto: 84 276 € (Se: 30 233)
- **Durchschnittliches Bruttoeinkommen 2018:**
 - Mittelwert: 2 748,6 € (Se: 107,29)
 - Q1 — Q2 — Q3: 1 590,83 € — 2 288 € — 3 368,58 €
- **Durchschnittliche nominale Rendite:** 1,93 (Se: 0,16)
- **Anteile an Vermögensgruppen:**
 - untere 50%: 76,11%
 - mittlere 40%: 17,95%
 - top 10%: 5,94%

Durchschnittliches Vermögensportfolio (in €)



Hinweis: Diese Abbildung zeigt die Vermögenswerte, die diese Beispielgruppe im Durchschnitt besitzt. Für das gesamte Bruttovermögen und die gesamten Schulden werden 95% Konfidenzintervalle angegeben. In der Tabelle 9 im Anhang sind die absolute Wert angegeben.

Quellen: SOEP 2019 und ECB (2021).

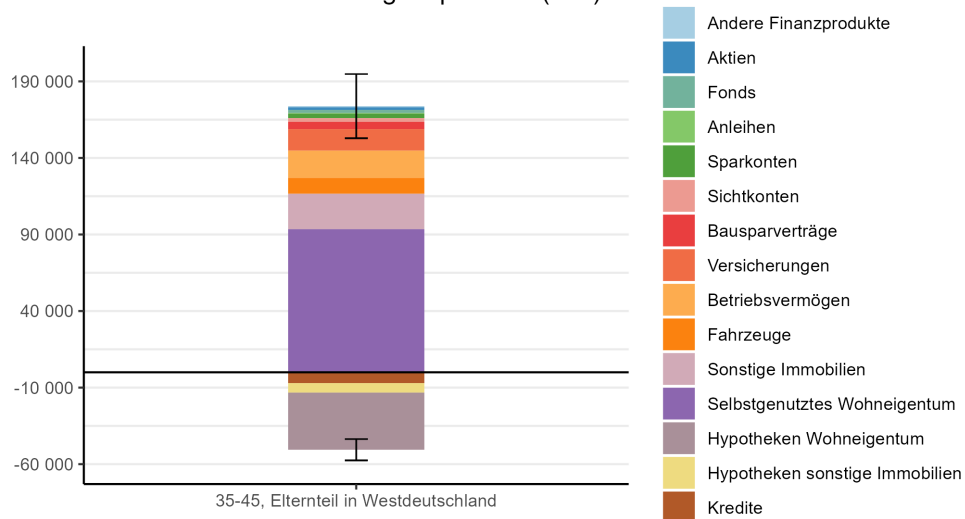
So gehören beispielhafte Modelle wie das eines Elternteils im Alter von 35 bis 45 Jahren in Westdeutschland und das einer über 70-jährigen Person in einer Partnerschaft in Ostdeutschland größtenteils zu den mittleren 40% der Vermögensverteilung. Die durchschnittlichen nominalen Renditen betragen etwa 3,8% bzw. 3,4%. Das durchschnittliche Bruttovermögen eines Elternteils in Westdeutschland beträgt jedoch etwa 174.000€, verglichen mit nur etwa 64.000€ für die ältere Person in Ostdeutschland. In beiden Fällen macht selbstgenutztes Wohneigentum den größten Anteil ihrer Vermögensportfolios aus.

Eine deutlich andere Portfoliostruktur zeigt sich am Beispiel einer selbstständigen Person im Alter von 50-65 Jahren in Westdeutschland. Deren Portfolio besteht hauptsächlich aus Betriebsvermögen, gefolgt von selbstgenutztem Wohneigentum und anderem Immobilienvermögen. Die durchschnittliche Rendite für diese Gruppe beträgt etwa 5,5%, und ihr durchschnittliches Bruttovermögen lag 2019 bei etwa 920.000€. Darüber hinaus fällt auf, dass sich etwa 46% dieser Gruppe in den obersten 10% der Bruttovermögensverteilung befinden.

Beispiel 4: Elternteil mit Partner:in und Kind(ern) unter 18 Jahre in Westdeutschland
(35 - 45 Jahre alt)

- **Anteil an Bevölkerung:** 7,33%
- **Durchschnittliches Vermögen 2019:**
 - Brutto: 173 872 € (Se: 10 700)
 - Netto: 123 291 € (Se: 9 604,4)
- **Durchschnittliches Bruttoeinkommen 2018:**
 - Mittelwert: 3 388,1 € (Se: 101,21)
 - Q1 — Q2 — Q3: 1 472,83 € — 2 763,21 € — 4 190 €
- **Durchschnittliche nominale Rendite:** 3,81 (Se: 0,1)
- **Anteile an Vermögensgruppen:**
 - untere 50%: 39,75%
 - mittlere 40%: 48,42%
 - top 10%: 11,83%

Durchschnittliches Vermögensportfolio (in €)

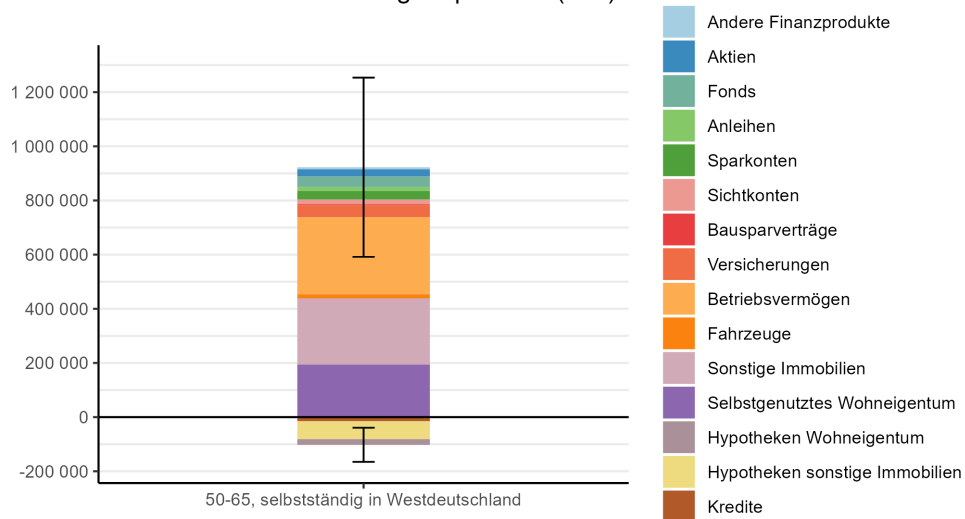


Hinweis: Diese Abbildung zeigt die Vermögenswerte, die diese Beispielgruppe im Durchschnitt besitzt. Für das gesamte Bruttovermögen und die gesamten Schulden werden 95% Konfidenzintervalle angegeben. In der Tabelle 9 im Anhang sind die absolute Wert angegeben.

Beispiel 5: Selbstständige Person in Westdeutschland (50 - 65 Jahre alt)

- **Anteil an Bevölkerung:** 2,04%
- **Durchschnittliches Vermögen 2019:**
 - Brutto: 922 761 € (Se: 168 936)
 - Netto: 820 396 € (Se: 140 258)
- **Durchschnittliches Bruttoeinkommen 2018:**
 - Mittelwert: 6 846,1 € (Se: 926,3)
 - Q1 — Q2 — Q3: 1 996,63 € — 3 690,58 € — 7 011,11 €
- **Durchschnittliche nominale Rendite:** 5,5 (Se: 0,12)
- **Anteile an Vermögensgruppen:**
 - untere 50%: 14,07%
 - mittlere 40%: 40,06%
 - obere 10%: 45,87%

Durchschnittliches Vermögensportfolio (in €)



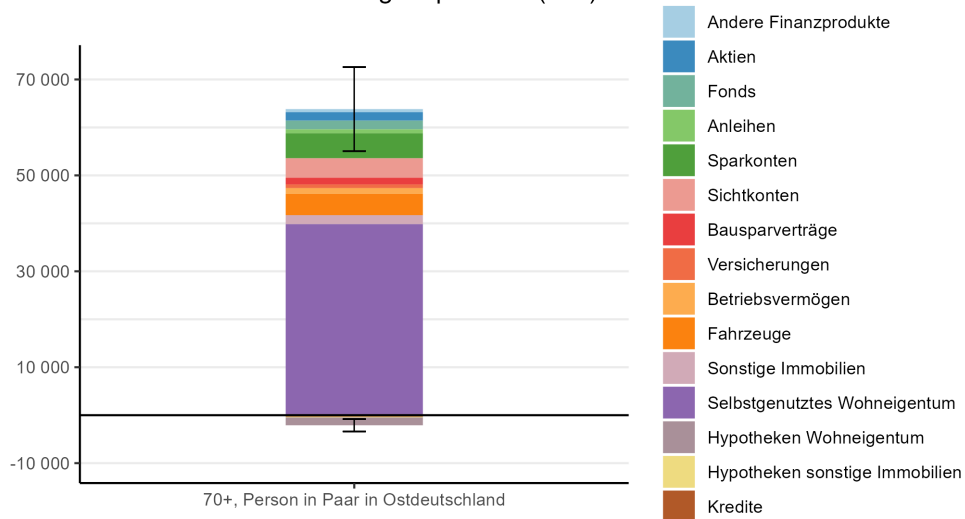
Hinweis: Diese Abbildung zeigt die Vermögenswerte, die diese Beispielgruppe im Durchschnitt besitzt. Für das gesamte Bruttovermögen und die gesamten Schulden werden 95% Konfidenzintervalle angegeben. In der Tabelle 9 im Anhang sind die absolute Wert angegeben.

Quellen: SOEP 2019 und ECB (2021).

Beispiel 6: Person in Paarbeziehung in Ostdeutschland (älter als 70 Jahre)

- **Anteil an Bevölkerung:** 1,72%
- **Durchschnittliches Vermögen 2019:**
 - Brutto: 63 826 € (Se: 4 475,4)
 - Netto: 61 724 € (Se: 4 343,6)
- **Durchschnittliches Bruttoeinkommen 2018:**
 - Mittelwert: 2 810,9 € (Se: 71,55)
 - Q1 — Q2 — Q3: 2 020,83 € — 2 601,33 € — 3 300,63 €
- **Durchschnittliche nominale Rendite:** 3,44 (Se: 0,17)
- **Anteile an Vermögensgruppen:**
 - untere 50%: 45,3%
 - mittlere 40%: 53,44%
 - top 10%: 1,26%

Durchschnittliches Vermögensportfolio (in €)



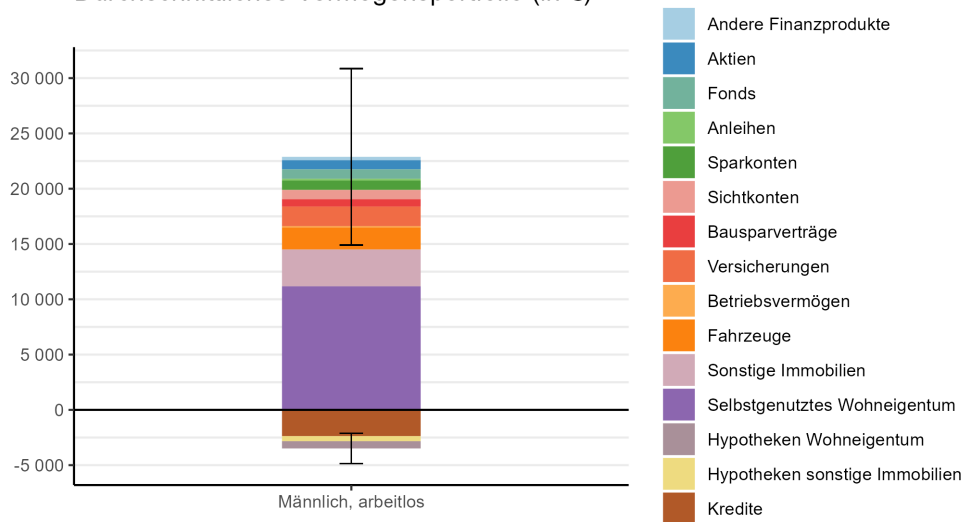
Hinweis: Diese Abbildung zeigt die Vermögenswerte, die diese Beispielgruppe im Durchschnitt besitzt. Für das gesamte Bruttovermögen und die gesamten Schulden werden 95% Konfidenzintervalle angegeben. In der Tabelle 9 im Anhang sind die absolute Wert angegeben.

Quellen: SOEP 2019 und ECB (2021).

Beispiel 7: Männlich und arbeitslos

- **Anteil an Bevölkerung:** 2,44%
- **Durchschnittliches Vermögen 2019:**
 - Brutto: 22 882 € (Se: 4 073,9)
 - Netto: 19 393 € (Se: 3 953,7)
- **Durchschnittliches Bruttoeinkommen 2018:**
 - Mittelwert: 1 315,4 € (Se: 114,27)
 - Q1 — Q2 — Q3: 560,42 € — 919,42 € — 1 505,33 €
- **Durchschnittliche nominale Rendite:** 1,1 (Se: 0,19)
- **Anteile an Vermögensgruppen:**
 - untere 50%: 83,45%
 - mittlere 40%: 15,44%
 - obere 10%: 1,11%

Durchschnittliches Vermögensportfolio (in €)



Hinweis: Diese Abbildung zeigt die Vermögenswerte, die diese Beispielgruppe im Durchschnitt besitzt. Für das gesamte Bruttovermögen und die gesamten Schulden werden 95% Konfidenzintervalle angegeben. In der Tabelle 9 im Anhang sind die absolute Wert angegeben.

Quellen: SOEP 2019 und ECB (2021).

5 Schlussfolgerung

Diese Studie untersuchte die Renditen für verschiedene Bruttovermögensgruppen, indem Umfragedaten auf der Personenebene aus dem Jahr 2019 (SOEP-Daten in Kombination mit ECB (2021) unter Verwendung von Machine Learning) mit makroökonomischen Renditedaten von Jordà et al. (2019), der Bundesbank und der FMH Finanzberatung e.K. für detaillierte Anlageklassen kombiniert wurden. Die Ergebnisse zeigen, dass die durchschnittliche nominale Rendite auf das Bruttovermögen für die Jahre 1995 bis 2020 für die unteren 50% etwa 1%, für die mittleren 40% etwa 5,4% und für die oberen 10% circa 6,3% betrug. Nach Bereinigung der nominalen Rendite um Zinszahlungen auf Kredite und Inflation ist die durchschnittliche Rendite der unteren 50% negativ. Die hier vorgestellte Analyse liefert somit für Deutschland unseres Wissens erstmals Hinweise auf differenzielle Renditen auf Personenebene. Diese Renditedifferenzen sind auf Unterschiede in der Portfoliozusammensetzung zurückzuführen. Die obere Mittelschicht unterscheidet sich von der unteren vor allem durch selbstgenutztes Wohneigentum, während die obersten 10% zusätzlich über sonstige Immobilien und Betriebsvermögen verfügen.

Eine differenzierte Analyse der Vermögensgruppen zeigt eine ungleiche Verteilung soziodemographischer Merkmale. So sind Frauen, Personen mit Migrationshintergrund und junge Menschen häufiger in der unteren Hälfte der Vermögensverteilung zu finden. Dies deutet darauf hin, dass gewisse Merkmale Personen strukturell für bestimmte Positionen innerhalb der Vermögensverteilung prädisponieren, was wiederum impliziert, dass diese Merkmale mit niedrigeren durchschnittlichen Renditen verbunden sind. Zur Veranschaulichung stellen wir sieben verschiedene Personengruppen vor. Hierbei zeigt sich, dass etwa junge, alleinstehende Frauen, junge Elternteile mit Migrationshintergrund, Alleinerziehende und arbeitslose Männer überwiegend in die untere Hälfte der Vermögensverteilung mit tendenziell niedrigeren Renditen fallen.

In der Literatur werden verschiedene Erklärungsansätze für diese beobachtete Heterogenität der Renditen genannt. Diese lassen sich grob in individuelle und strukturelle Faktoren unterteilen. Zu den individuellen Gründen zählen beispielsweise fehlende finanzielle Bildung oder die individuelle Portfolio-Auswahl. Strukturelle Faktoren betreffen dagegen Aspekte wie geringere Risikotragfähigkeit und geringere Möglichkeiten zu langfristigen Investitionen sowie die Kosteneffizienz von Finanzberater:innen und die Verfügbarkeit von Investitionsmöglichkeiten, welche vom Vermögensniveau abhängen. Die Ergebnisse der empirischen Literatur bezüglich der Gewichtung dieser beiden Faktoren sind uneinheitlich. Obwohl sich unsere Analyse nicht direkt mit der Frage nach strukturellen versus individuellen Ursachen befasst, deuten unsere Ergebnisse auf eine

deutliche Korrelation zwischen dem Vermögensniveau und den Renditen hin. Wir interpretieren dies dahingehend, dass strukturelle Faktoren im Zusammenhang mit dem Vermögensniveau wahrscheinlich eine bedeutende Rolle spielen. Diese Schlussfolgerung steht im Einklang mit der entwicklungspolitischen Literatur zu Armutswellen sowie Armutsaufschlägen.

Politische Schlussfolgerungen aus der hier durchgeführten Analyse sind naheliegend. Wenn Personen mit niedrigem Vermögen strukturell in ihren Portfoliooptionen eingeschränkt sind, wie unsere Analyse nahelegt, stellt sich die Frage nach der Wirksamkeit der individuellen Altersvorsorge, insbesondere im Vergleich zu kollektiven Wohlfahrtssystemen. Dass die Rendite nach Abzug von Kosten und Inflation für die vermögensärmere Hälfte der Bevölkerung negativ ist, unterstreicht diesen Punkt. Außerdem ist zu beachten, dass selbst eine positive Rendite zu einem niedrigen absoluten Kapitaleinkommen führen kann, wenn sie auf einen (sehr) niedrigen oder sogar negativen Kapitalstock angewendet wird, wie wir in unseren Daten für die untere Hälfte der Bevölkerung beobachten.

Selbstverständlich bieten diese Ergebnisse eine Basis für zahlreiche mögliche weitere Forschungsvorhaben. Diese Arbeit bietet eine Grundlage für die Untersuchung von produktseitigen Zugangsbarrieren und Kosten im Zusammenhang mit verschiedenen Anlageklassen auf Personenebene. Das würde ein differenzierteres Bild der Renditen ermöglichen, als die hier aus Gründen der Datenverfügbarkeit angenommenen durchschnittlichen Renditen. Eine solche Analyse könnte auch die Untersuchung der strukturellen Ursachen für Unterschiede bei Portfolios und Renditen erleichtern. Darüber hinaus könnten qualitative Methoden die hier präsentierten Ergebnisse durch die Untersuchung von hier vernachlässigten Anlagekategorien bereichern, wie z.B. informelle Kredite. Darüber hinaus könnten qualitative Ansätze auch dazu verwendet werden, spezifische strukturelle Unterschiede zwischen Vermögensgruppen, wie z. B. die Möglichkeit, Finanzberatung in Anspruch zu nehmen, genauer zu untersuchen.

Literatur

- Adato, M., Carter, M. R., & May, J. (2006). Exploring poverty traps and social exclusion in South Africa using qualitative and quantitative data. *Journal of Development Studies*, 42(2), 226–247. <https://doi.org/10.1080/00220380500405345>
- Azariadis, C., & Stachurski, J. (2005). Chapter 5 Poverty Traps. In *Handbook of economic growth* (S. 295–384, Bd. 1). Elsevier. [https://doi.org/10.1016/S1574-0684\(05\)01005-1](https://doi.org/10.1016/S1574-0684(05)01005-1)
- Bach, L., Calvet, L. E., & Sodini, P. (2020). Rich Pickings? Risk, Return, and Skill in Household Wealth. *American Economic Review*, 110(9), 2703–2747. <https://doi.org/10.1257/aer.20170666>
- Banerjee, A., Duflo, E., Glennerster, R., & Kinnan, C. (2015). The Miracle of Microfinance? Evidence from a Randomized Evaluation. *American Economic Journal: Applied Economics*, 7(1), 22–53. <https://doi.org/10.1257/app.20130533>
- Barrett, C. B., & Carter, M. R. (2013). The Economics of Poverty Traps and Persistent Poverty: Empirical and Policy Implications. *Journal of Development Studies*, 49(7), 976–990. <https://doi.org/10.1080/00220388.2013.785527>
- Barrett, C. B., Garg, T., & McBride, L. (2016). Well-Being Dynamics and Poverty Traps. *Annual Review of Resource Economics*, 8(1), 303–327. <https://doi.org/10.1146/annurev-resource-100815-095235>
- Barrett, C. B., Marennya, P. P., Mpeack, J., Minten, B., Murithi, F., Oluoch-Kosura, W., Place, F., Randrianarisoa, J. C., Rasambainarivo, J., & Wangila, J. (2006). Welfare dynamics in rural Kenya and Madagascar. *Journal of Development Studies*, 42(2), 248–277. <https://doi.org/10.1080/00220380500405394>
- Bartels, C., Bönke, T., Glaubitz, R., Grabka, M. M., & Schröder, C. (2023). Accounting for pension wealth, the missing rich and under-coverage: A comprehensive wealth distribution for Germany. *Economics Letters*, 231, 111299. <https://doi.org/10.1016/j.econlet.2023.111299>
- Bertrand, M., & Morse, A. (2011). Information Disclosure, Cognitive Biases, and Payday Borrowing. *The Journal of Finance*, 66(6), 1865–1893.
- Bloom, D. E., Canning, D., & Sevilla, J. (2003). Geography and Poverty Traps. *Journal of Economic Growth*, 8, 355–378.

- Bönke, T., Grabka, M. M., Schröder, C., Wolff, E. N., & Zyska, L. (2019). The Joint Distribution of Net Worth and Pension Wealth in Germany. *Review of Income and Wealth*, 65(4), 834–871. <https://doi.org/10.1111/roiw.12371>
- Breiman, L. (2001). Random Forests. *Machine Learning*, 45(1), 5–32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
- Brunner, M., Meier, J., & Naef, A. (2020). Heterogeneity in Returns to Wealth - Evidence from Swiss Administrative Data. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3743616>
- Bundesanstalt für Finanzdienstleistungsaufsicht. (2023). Datenmaterial zum Risikoorientierten Aufsichtsansatz. https://www.bafin.de/SharedDocs/Downloads/DE/Anlage/dl_anlage-datenmaterial_aufsichtsansatz_va.html
- Bundesbank, D. (2015). Das Spar- und Anlageverhalten privater Haushalte in Deutschland vor dem Hintergrund des Niedrigzinsumfelds. *Monatsbericht Oktober*, 13–32.
- Bundesbank, D. (2022). Eine verteilungsbasierte Vermögensbilanz der privaten Haushalte in Deutschland – Ergebnisse und Anwendungen. *Monatsbericht Juli*, 15–40.
- Bundesbank, D. (2024a). Einlagen- und Kreditzinssätze. <https://www.bundesbank.de/dynamic/action/de/statistiken/zeitreihen-datenbanken/zeitreihen-datenbank/723444/723444?openNodeId=1745256&treeAnchor=GELD>
- Bundesbank, D. (2024b). Geldvermögensbildung und Außenfinanzierung in Deutschland im vierten Quartal 2023. Sektorale Ergebnisse der gesamtwirtschaftlichen Finanzierungsrechnung. <https://www.bundesbank.de/de/presse/presse-notizen/geldvermoegensbildung-und-aussenfinanzierung-in-deutschland-im-vierten-quartal-2023-914174>
- Campbell, J., Ramadorai, T., & Ranish, B. (2018, August). *Do the Rich Get Richer in the Stock Market? Evidence from India* (w24898). National Bureau of Economic Research. Cambridge, MA. <https://doi.org/10.3386/w24898>
- Caplovitz, D. (1967). *The poor pay more: consumer practices of low-income families* [OCLC: 178597]. Free Press ; Collier-Macmillan.
- Carter, M. R., & Barrett, C. B. (2006). The economics of poverty traps and persistent poverty: An asset-based approach. *Journal of Development Studies*, 42(2), 178–199. <https://doi.org/10.1080/00220380500405261>
- ECB. (2021). Household Finance and Consumption Survey. Forth wave.
- ECB. (2024). Key ECB interest rates. <https://data.ecb.europa.eu/main-figures/ecb-interest-rates-and-exchange-rates/key-ecb-interest-rates>

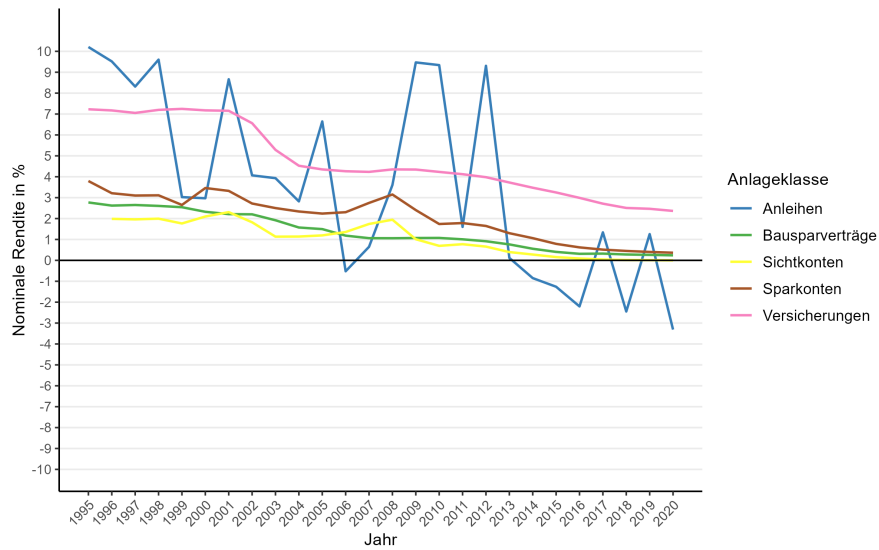
- Ederer, S., Mayerhofer, M., & Rehm, M. (2021). Rich and ever richer? Differential returns across socioeconomic groups. *Journal of Post Keynesian Economics*, 44(2), 283–301. <https://doi.org/10.1080/01603477.2020.1794902>
- Fagereng, A., Guiso, L., Malacrino, D., & Pistaferri, L. (2020). Heterogeneity and Persistence in Returns to Wealth. *Econometrica*, 88(1), 115–170. <https://doi.org/10.3982/ECTA14835>
- Fessler, P., & Schürz, M. (2018). The functions of wealth: renters, owners and capitalists across Europe and the United States. *ÖNB Working Paper*, (223).
- FMH Finanzberatung e.K. (2024). Datenauswertung: Zeitreihe Bausparen 1995 bis 2020. Tabelle.
- Gabaix, X., Lasry, J.-M., Lions, P.-L., & Moll, B. (2016). The Dynamics of Inequality. *Econometrica*, 84(6), 2071–2111. <https://doi.org/10.3982/ECTA13569>
- Garbinti, B., Goupille-Lebret, J., & Piketty, T. (2021). Accounting for Wealth-Inequality Dynamics: Methods, Estimates, and Simulations for France. *Journal of the European Economic Association*, 19(1), 620–663. <https://doi.org/10.1093/jeea/jvaa025>
- Goebel, J., Grabka, M. M., Liebig, S., Schröder, C., Zinn, S., Bartels, C., Franken, A., Gerike, M., Griese, F., Halbmeier, C., Kara, S., Krause, P., Liebau, E., Nebelin, J., Petrenz, M., Satilmis, S., Siegers, R., Steinhauer, H. W., Süttmann, F., ... Deutsches Institut Für Wirtschaftsforschung (DIW Berlin). (2023). Socio-Economic Panel, data from 1984-2021, (SOEP-Core, v38.1, Onsite Edition). <https://doi.org/10.5684/SOEP.CORE.V38.10>
- Grabka, M. M., & Westermeier, C. (2015). Editing and Multiple Imputation of Item Non-response in the Wealth Module of the German Socio-Economic Panel. *SOEP Survey Papers, Series C*(272).
- Gutiérrez-Nieto, B., Serrano-Cinca, C., Cuéllar-Fernández, B., & Fuertes-Callén, Y. (2017). The Poverty Penalty and Microcredit. *Social Indicators Research*, 133(2), 455–475. <https://doi.org/10.1007/s11205-016-1368-4>
- Jordà, Ò., Knoll, K., Kuvshinov, D., Schularick, M., & Taylor, A. M. (2019). The Rate of Return on Everything, 1870–2015. *The Quarterly Journal of Economics*, 134(3), 1225–1298. <https://doi.org/10.1093/qje/qjz012>
- Kartashova, K. (2014). Private Equity Premium Puzzle Revisited. *American Economic Review*, 104(10), 3297–3334. <https://doi.org/10.1257/aer.104.10.3297>
- Kleimann, R., Späth, J., Laub, N., Biewen, M., Sturm, M., Peichl, A., Endl-Geyer, V., Fabel, M., Hufe, P., Immel, L., Neumeier, F., Rainer, H., Stöckli, M., & Weishaar, D. (2019). *Begleitforschung zum Sechsten Armuts- und Reichtumsbericht der Bundesregierung. Analyse der Einkommens- und Vermögensverteilung in Deutschland*. Tübingen.

- Knoll, K. (2017). *Our Home in Days Gone By: Housing Markets in Advanced Economies in Historical Perspective* [Diss., Free University of Berlin].
- Knoll, K., Schularick, M., & Steger, T. (2017). No Price Like Home: Global House Prices, 1870–2012. *American Economic Review*, *107*(2), 331–353. <https://doi.org/10.1257/aer.20150501>
- Kuhn, M., Schularick, M., & Steins, U. I. (2020). Income and Wealth Inequality in America, 1949–2016. *Journal of Political Economy*, *128*(9), 3469–3519. <https://doi.org/10.1086/708815>
- Kunreuther, H. (1973). Why the Poor May Pay More for Food: Theoretical and Empirical Evidence. *The Journal of Business*, *46*(3), 368–383. <https://doi.org/10.1086/295546>
- Mendoza, R. U. (2011). Why do the poor pay more? Exploring the poverty penalty concept. *Journal of International Development*, *23*(1), 1–28. <https://doi.org/10.1002/jid.1504>
- Moskowitz, T. J., & Vissing-Jørgensen, A. (2002). The Returns to Entrepreneurial Investment: A Private Equity Premium Puzzle? *American Economic Review*, *92*(4), 745–778. <https://doi.org/10.1257/00028280260344452>
- OECD. (2013). *OECD Guidelines for Micro Statistics on Household Wealth*. <https://doi.org/10.1787/9789264194878-en>
- Petach, L., & Tavani, D. (2021). Differential Rates of Return and Racial Wealth Inequality. *Journal of Economics, Race, and Policy*, *4*(3), 115–165. <https://doi.org/10.1007/s41996-021-00085-2>
- Piketty, T. (2014). *Capital in the twenty-first century*. The Belknap Press of Harvard University Press.
- Prahalad, C. K. (2005). *The fortune at the bottom of the pyramid*. Wharton School Publishing.
- Prahalad, C. K., & Hammond, A. (2002). Serving the World’s Poor, Profitably. *Harvard Business Review*, 4–11.
- Sachs, J., McArthur, J. W., Schmidt-Traub, G., Kruk, M., Bahadur, C., Faye, M., & McCord, G. (2004). Ending Africa’s Poverty Trap. *Brookings Papers on Economic Activity*, *2004*(1), 117–216. <https://doi.org/10.1353/eca.2004.0018>
- Schröder, C., Bartels, C., Göbler, K., Grabka, M. M., & König, J. (2020). MillionärInnen unter dem Mikroskop: Datenlücke bei sehr hohen Vermögen geschlossen – Konzentration höher als bisher ausgewiesen. *DIW Wochenbericht*, (29).
- Segal, M., & Xiao, Y. (2011). Multivariate random forests. *WIREs Data Mining and Knowledge Discovery*, *1*(1), 80–87. <https://doi.org/10.1002/widm.12>

- Siegers, R., Steinhauer, H. W., & Schütt, J. (2022). SOEP-Core v37 – Documentation of Sample Sizes and Panel Attrition in the German Socio-Economic Panel (SOEP) (1984 until 2020). *SOEP Survey Papers, Series C*(1106).
- Xavier, I. (2021). Wealth Inequality in the US: the Role of Heterogeneous Returns. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3915439>
- Zimmerman, F. J., & Carter, M. R. (2003). Asset smoothing, consumption smoothing and the reproduction of inequality under risk and subsistence constraints. *Journal of Development Economics*, 71(2), 233–260. [https://doi.org/10.1016/S0304-3878\(03\)00028-2](https://doi.org/10.1016/S0304-3878(03)00028-2)

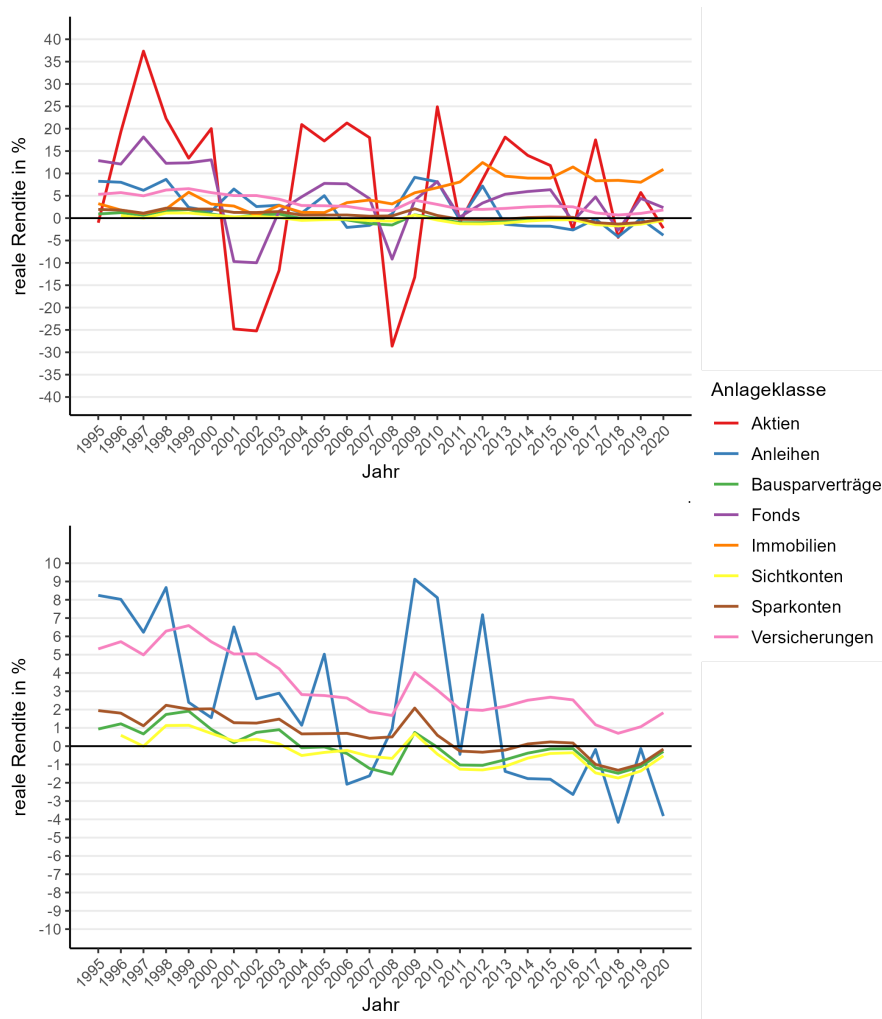
6 Anhang

Abbildung 6: Jährliche nominale Renditen nach Anlageklasse (1995–2020)



Hinweis: Diese Abbildung zeigt die jährliche nominale Rendite für bestimmte Anlageklassen von 1995 bis 2020. Quellen: Bundesbank (2015), Bundesbank (2024a), Bundesbank (2024b), und FMH Finanzberatung e.K. (2024).

Abbildung 7: Jährliche reale Renditen nach Anlageklasse (1995–2020)



Hinweis: Diese Abbildung zeigt jährliche realen Renditen nach Anlageklasse von 1995 bis 2020. Quellen: Bundesbank (2015), Bundesbank (2024a), Bundesbank (2024b), Jordà et al. (2019), und FMH Finanzberatung e.K. (2024)

Renditen mit Daten von Macrohistory

In der vorliegenden Berechnung kombinieren wir die Anlageklassen sowie die Renditedaten von Macrohistory (Jordà et al., 2019) wie folgt: wir nutzen die Renditerate für Immobilien für Wohneigentum und andere Immobilien, die Rendite für Equity für Betriebsvermögen, Aktien und andere Finanzprodukte, die Rendite für Anleihen für Anleihen und Versicherungen und die Rendite für Bills nutzen wir für Sparkonten, Sichtkonten und Bausparverträge. Für Fonds nutzen wir den Mittelwert der durchschnittlichen Aktien- und Anleihenrendite. Für Fahrzeuge nehmen

wir keine Rendite an.

Tabelle 7: Durchschnittliche jährliche nominale Renditen nach Vermögensgruppen mit Macrohistory-Daten

	Alle Vermögenswerte	Ohne selbstgenutztes Wohneigentum
untere 50%	1,11	1,07
mittlere 40%	5,5	2,76
top 10%	6,4	4,71

Hinweis: Diese Tabelle zeigt die durchschnittlichen jährlichen nominalen Renditen nach Vermögensgruppen, wobei nur die Daten von Jordà et al. (2019) für die Renditen verwendet werden. Wir nutzen die Renditerate für Immobilien für Wohneigentum und andere Immobilien, die Rendite für Equity für Betriebsvermögen, Aktien und andere Finanzprodukte, die Rendite für Anleihen für Anleihen und Versicherungen und die Rendite für Bills nutzen wir für Sparkonten, Sichtkonten und Bausparverträge. Für Fonds nutzen wir den Mittelwert der durchschnittlichen Aktien- und Anleihenrendite. Quellen: SOEP 2019, ECB (2021), und Jordà et al. (2019).

Tabelle 8: Durchschnittliche Werte der Vermögensportfolios nach Bruttovermögensgruppen in 2019

Vermögenswert	50%	40%	10%
Bruttovermögen	5 948,10	149 382,50	924 576,23
Selbstgenutztes Wohneigentum	102,28	97 790,75	339 549,56
Sonstige Immobilien	51,14	10 233,56	212 504,61
Fahrzeuge	2 536,40	8 453,37	50 160,92
Betriebsvermögen	38,74	1 359,61	169 558,50
Versicherungen	998,77	9 019,56	40 234,43
Bausparverträge	589,65	4 133,87	7 522,01
Sichtkonten	550,45	4 234,48	15 838,45
Sparkonten	654,40	6 280,50	25 371,55
Anleihen	42,25	865,06	8 904,29
Fonds	176,05	3 372,69	27 238,30
Aktien	146,86	2 615,32	20 536,06
Andere Finanzprodukte	61,11	1 023,73	7 157,91
Gesamtschulden	2 612,50	22 964,76	86 140,16
Hypotheken selbstgenutztes Wohneigentum	13,41	18 147,10	38 306,82
Hypotheken sonstige Immobilien	2,89	2 036,20	36 530,53
Kredite	2 596,21	2 781,46	11 302,81

Hinweis: Diese Tabelle zeigt die absoluten Werte aus Abbildung 3. Es ist zu beachten, dass die Werte für Geldanlagen (Sichtkonten, Sparkonten, Anleihen, Fonds, Aktien und andere Finanzprodukte) nicht direkt aus dem SOEP stammen, sondern mithilfe von Machine Learning und HFCS-Daten imputiert wurden. Quelle: SOEP 2019 und ECB (2021).

Tabelle 9: Durchschnittliche Werte der Vermögensportfolios für die Beispielgruppen in 2019

Vermögensklasse	1	2	3	4	5	6	7
Bruttovermögen	12 939,13	62 442,24	109 595,99	173 872,19	922 760,70	63 825,72	22 881,80
Selbstgenutztes Wohneigentum	2 071,51	30 348,62	36 528,49	93 462,88	194 179,94	39 825,79	11 171,89
Sonstige Immobilien	1 030,34	15 728,23	29 321,98	23 143,49	244 542,49	1 879,48	3 329,85
Fahrzeuge	2 226,26	5 129,64	3 349,17	10 379,90	14 364,08	4 422,94	1 996,00
Betriebsvermögen	100,55	3 938,82	26 340,85	17 802,88	284 945,33	1 213,11	111,07
Versicherungen	763,16	3 679,47	8 202,13	13 992,59	44 044,62	772,51	1 782,11
Bausparverträge	1 479,26	1 569,41	1 103,98	4 792,51	3 963,51	1 394,16	660,96
Sichtkonten	1 346,26	742,65	1 030,16	2 429,12	17 344,89	4 063,27	838,41
Sparkonten	1 760,51	744,93	1 556,79	2 969,39	31 866,65	5 200,46	845,15
Anleihen	82,00	15,13	257,68	357,49	14 158,74	827,90	160,02
Fonds	1 014,50	243,34	856,16	2 031,56	39 890,31	1 821,08	857,09
Aktien	827,43	208,05	701,19	1 735,29	25 838,44	1 750,62	824,93
Andere Finanzprodukte	237,34	93,99	347,41	775,11	7 623,21	654,45	304,30
Gesamtschulden	3 873,61	28 801,26	25 319,82	50 581,28	102 364,89	2 102,06	3 488,69
Hypotheken selbstgenutztes Wohneigentum	1 104,44	19 087,56	11 877,55	37 351,40	21 453,95	1 658,13	659,41
Hypotheken sonstige Immobilien	0,00	5 117,10	4 565,82	6 185,84	66 198,48	152,71	462,01
Kredite	2 769,17	4 596,59	8 876,46	7 044,04	14 712,46	291,23	2 367,28

Hinweis: Diese Tabelle zeigt die absoluten Werte für die Vermögensportfolios der sieben Beispielgruppen. Es ist zu beachten, dass die Werte für Geldanlagen (Sichtkonten, Sparkonten, Anleihen, Fonds, Aktien und andere Finanzprodukte) nicht direkt aus dem SOEP stammen, sondern mithilfe von Machine Learning und HFCS-Daten imputiert wurden. Quelle: SOEP 2019 und ECB (2021).