

Ariadne-Analyse

Langfristige Verteilungswirkungen einer CO₂-Bepreisung – ein neuartiger modelltechnischer Ansatz

GEFÖRDERT VOM



Bundesministerium
für Bildung
und Forschung

KOPERNIKUS
Ariadne **PROJEKTE**

Die Zukunft unserer Energie

Autorinnen und Autoren



» Kathrin Kaestner
RWI – Leibniz-Institut für
Wirtschaftsforschung



» Alexander Burkhardt
Universität Stuttgart – Institut
für Energiewirtschaft und
Rationelle Energieanwendung
(IER)



» Kasimir Püttbach
RWI – Leibniz-Institut für
Wirtschaftsforschung



» Stephan Sommer
RWI – Leibniz-Institut für
Wirtschaftsforschung



» Markus Blesl
Universität Stuttgart – Institut
für Energiewirtschaft und
Rationelle Energieanwendung
(IER)

Die Autorinnen und Autoren danken Maximilian Kellner für sehr wertvolle Kommentare.

Dieses Papier zitieren:

Kathrin Kaestner, Alexander Burkhardt, Kasimir Püttbach, Stephan Sommer, Markus Blesl (2023): Langfristige Verteilungswirkungen einer CO₂-Bepreisung – ein neuartiger modelltechnischer Ansatz. Kopernikus-Projekt Ariadne, Potsdam.
<https://doi.org/10.48485/pik.2023.014>

Herausgegeben von

Kopernikus-Projekt Ariadne
Potsdam-Institut für Klimafolgen-
forschung (PIK)
Telegrafenberg A 31
14473 Potsdam

November 2023

Kontakt zu den Autorinnen und Autoren:

Kathrin Kaestner, kathrin.kaestner@rwi-essen.de

Die vorliegende Ariadne-Analyse wurde von den oben genannten Autorinnen und Autoren des Ariadne-Konsortiums ausgearbeitet. Die Analyse spiegelt nicht zwangsläufig die Meinung des gesamten Ariadne-Konsortiums oder des Fördermittelgebers wider. Die Inhalte der Ariadne-Publikationen werden im Projekt unabhängig vom Bundesministerium für Bildung und Forschung erstellt.

Inhalt

1. Einleitung	2
2. Daten	6
3. Methodik	10
4. Ergebnisse	12
a. Vorhersagen für Energieträger und Fahrzeugtyp	12
<i>i. Niedriger Preispfad</i>	<i>13</i>
<i>ii. Hoher Preispfad</i>	<i>17</i>
b. Verteilungswirkung einer CO ₂ -Bepreisung	20
<i>i. Analyse der Mehrkosten für Haushalte durch CO₂-Preise ohne Rückverteilung</i>	<i>23</i>
<i>ii. Analyse der Mehrkosten für Haushalte durch CO₂-Preise mit Rückverteilung</i>	<i>29</i>
5. Diskussion	35
6. Fazit	38
Technischer Anhang	41
Anhang	54
Literaturangaben	63

Zusammenfassung

In diesem Papier untersuchen wir erstmalig die zukünftige direkte Kostenbelastung, die Haushalten durch unterschiedlich ansteigende Preise auf CO₂-Emissionen in den Bereichen Wärme und Verkehr bis zum Jahr 2050 in Deutschland entstehen könnte.

Wir stellen dazu einen methodischen Ansatz vor, in dem wir ein Energiesystemmodell mit Haushaltsdaten verknüpfen und mögliche Technologieanpassungen, wie ein Heizungswechsel oder Umstieg auf ein Elektroauto, der Haushalte unter Verwendung von *Machine Learning*-Methoden berücksichtigen.

Um die Verbreitung verschiedener Heizenergieträger und Kraftstofftypen für Fahrzeuge sowie entsprechende Technologiewechsel der Haushalte für die Zukunft vorhersagen zu können, treffen wir einige vereinfachende Annahmen, wie uneingeschränkte Kapitalverfügbarkeit und perfekte Voraussicht der CO₂-Preisentwicklung der Haushalte.

Unter diesen Annahmen zeigen unsere Analysen,

- dass sowohl niedrige als auch hohe CO₂-Preispfade zunächst größtenteils regressiv wirken, also einkommensschwache Haushalte anteilig an ihrem Einkommen bemessen stärker belasten als einkommensstarke Haushalte. Durch unsere Vorhersagen ist jedoch eine schnelle Technologieanpassung in den einkommensschwächsten Haushalten zu beobachten, sodass die regressive Wirkung im Zeitverlauf abnimmt.
- Während bei hohen CO₂-Preisen im Jahr 2050 Haushalte im Mittel kaum noch CO₂ emittieren, gibt es unter einem niedrigen CO₂-Preis im Jahr 2050 noch einige, insbesondere einkommensstarke, Haushalte, die noch nicht emissionsfrei heizen und/oder Auto fahren.
- Die vollständige Rückverteilung der Einnahmen aus dem CO₂-Preis in Form einer Pro-Kopf-Pauschale kann sowohl unter dem niedrigen als auch unter dem hohen Preispfad bereits kurzfristig die regressive Verteilungswirkung in eine progressive Verteilungswirkung umkehren.

Unsere Ergebnisse zeichnen gerade für einkommensschwache Haushalte ein recht optimistisches Bild, was zum Teil durch die einschränkenden Modellannahmen erklärt werden kann. Durch diese Annahmen wird insgesamt deutlich, dass

- eine klare Kommunikation der Politik über die zukünftige CO₂-Preis-Entwicklung notwendig ist, um Haushalten Sicherheiten für effiziente Investitionsentscheidungen zu bieten.
- Darüber hinaus dürften stärkere, gezielte Unterstützungen für einkommensschwache Haushalte zur Überwindung von Liquiditätsbeschränkungen notwendig werden, um eine Transformation hin zu emissionsarmen Technologien sozial gerecht zu ermöglichen.

1. Einleitung

Der Gebäudesektor steht seit einigen Monaten im Zentrum der politischen und öffentlichen Diskussion rund um die Transformation der Energieversorgung in Deutschland. Dabei spielt insbesondere die Gegenüberstellung von ordnungsrechtlichen (zum Beispiel das sogenannte Öl- und Gasheizungsverbot) und marktlichen Instrumenten (CO₂-Bepreisung) für die Erreichung der Klimaziele eine große Rolle (Stiglitz 2019). Zusätzlich wird aufgrund regressiver Verteilungseffekte (Pizer und Sexton 2019; Jacobs und van der Ploeg 2019) das Thema der sozialen Verteilungsgerechtigkeit oft ins Feld geführt, sowohl bei Befürwortenden als auch bei Kritikübenden des Kurses der aktuellen Bundesregierung. Parallel dazu soll auf europäischer Ebene ab 2027 mit dem sogenannte EU-ETS 2 ein Emissionshandelssystem für die Sektoren Verkehr und Wärme eingeführt werden, äquivalent zum bisherigen EU-ETS für Industrie und Energieerzeugung. Damit wird die Sozialverträglichkeit von CO₂-Preisen auch in Deutschland von enormer Relevanz bleiben, unabhängig davon, wie die Bundesregierung ihre Klimaziele erreichen möchte.

In diesem Papier analysieren wir umfassend die Verteilungswirkungen der CO₂-Bepreisung für Deutschland und stellen einen methodischen Ansatz vor, der erstmalig die direkten Mehrkosten für private Haushalte bis zum Jahr 2050 durch verschiedene CO₂-Preispfade aufzeigt.

Berechnungen zur Lenkungswirkung von bestimmten CO₂-Preispfaden mit dem Energiesystemmodell TIMES PanEU (Kattelman et al. 2021; Kattelman et al. 2022; Korkmaz et al. 2020) werden dazu mittels Methoden des maschinellen Lernens auf die Haushaltsebene übertragen, wo auf Grundlage eines Mikrosimulationsmodells eine Berechnung der langfristigen Verteilungswirkung erfolgt.

Der wissenschaftliche Diskurs rund um die CO₂-Bepreisung kreist vor allem um zwei Themen: Die klimapolitische und volkswirtschaftliche Lenkungswirkung von CO₂-Preisen innerhalb des Energiesystems, einzelner Sektoren und der Volkswirtschaft, sowie die daraus resultierenden Fragen der sozialen Gerechtigkeit und Verteilungswirkungen (Thomas et al. 2019; Kalkuhl et al. 2021). Um die Lenkungswirkung von CO₂-Preisen zu bestimmen, gibt es Untersuchungen mit Akteursmodellen, Mikrosimulationen auf Haushaltsebene (Thöne et al. 2019; Berry 2019; George et al. 2023), sektorspezifischen Modellen

(Bach et al. 2019; Hennes et al. 2021; Ruhnau et al. 2022; Seibert et al. 2023) sowie Gesamtenergiesystemmodellen (Burkhardt und Blesl 2022; Kattelmann et al. 2022; Barron et al. 2018). Diese diversen Untersuchungen zeigen, dass CO₂-Preise zur Emissionsminderung beitragen können, wenn die zu Grunde gelegten CO₂-Preise hoch genug sind. Grundsätzlich können ausreichend hohe CO₂-Preise dazu führen, dass Haushalte und Unternehmen ihre Investitionsentscheidungen verändern und auf klimaneutrale Technologien setzen. Dabei wirkt der CO₂-Preis so, dass emissionsintensive Technologien (stark) verteuert werden, wodurch sich ein Umstieg auf emissionsfreie Technologien finanziell rechnet (Edenhofer und Flachsland 2018). Wie hoch die CO₂-Preise allerdings sein müssen, hängt von den betrachteten Sektoren, Annahmen und Rahmenbedingungen in den Modellen ab.

Darüber hinaus lassen sich mit derartigen Modellen aber kaum Aussagen über die langfristigen Verteilungswirkungen der CO₂-Bepreisung ableiten, vor allem nicht unter Berücksichtigung sozio-ökonomischer Aspekte. Dies liegt daran, dass sozio-ökonomische Zusammenhänge in diesen Modellen oft nicht oder nur unzureichend abgebildet werden können. Durch einen CO₂-Preis ergeben sich kurzfristig finanzielle Belastungen, die insbesondere einkommensschwache Haushalte im Verhältnis zu ihrem Einkommen stärker belasten können, also regressiv wirken (Thomas et al. 2019). Auch langfristig sind je nach Anpassungsfähigkeit der Haushalte unterschiedlich hohe Kostenbelastungen zu erwarten. Gleichzeitig werden durch den CO₂-Preis auch Einnahmen generiert, mittels derer durch passende Rückverteilungsmechanismen diese regressive Wirkung abgemildert oder sogar umgekehrt (=progressiv) werden kann (Kalkuhl et al. 2023).

Einkommensschwache Haushalte stoßen in der Regel weniger CO₂ aus, da sie beispielsweise kleinere Wohnungen bewohnen sowie weniger Auto fahren (Preuß et al. 2019; Kastner und Sommer 2021). Daher werden sie absolut betrachtet in der Regel weniger stark belastet. Aus diesem Grund können einkommensschwache Haushalte durch eine Rückverteilung, beispielsweise über eine Pro-Kopf-Pauschale, netto sogar entlastet werden, während einkommensstarke Haushalte weiterhin belastet werden. Eine faire Rückverteilung kann außerdem auch die Akzeptanz für die CO₂-Bepreisung als klimapolitischen Maßnahme stärken (Sommer et al. 2022).

Um Berechnungen zu Verteilungswirkungen durchzuführen, werden oftmals Mikrosimulationsmodelle, Regressionsanalysen sowie Typgebäude beziehungsweise Beispielhaushalte herangezogen (Preuß et al. 2019; Berry 2019). Diese Betrachtungsweise vernachlässigt jedoch wichtige systemische Zusammenhänge, wie langfristige Anpassungen im Energiesystem durch die eingeführten CO₂-Preise. Bereits vorhandene Studien betrachten die Verteilungswirkungen ausschließlich unter Berücksichtigung von Verhaltensänderungen mithilfe von Preiselastizitäten, bilden aber keine Änderungen in der Technologieausstattung der Haushalte ab (vgl. Grainger und Kolstad (2010) für die USA sowie Gill und Moeller (2018), Preuß et al. (2019) und Kaestner und Sommer (2021) für Deutschland). Untersuchungen zu langfristigen Verteilungswirkungen beinhalten bisher nicht beide Teile, also die Anpassungen auf Energiesystemebene sowie sich verändernde Gegebenheiten auf Mikro- bzw. Haushaltsebene. In dieser Ariadne-Analyse stellen wir einen empirischen, innovativen Ansatz dar, wie eine Untersuchung von langfristigen Verteilungswirkungen unter Berücksichtigung technologischer Anpassungen durchgeführt werden kann. Da es sich um eine methodische Weiterentwicklung bisheriger Ansätze handelt, betrachten wir unsere Ergebnisse nicht als definitive Voraussage, sondern vielmehr als eine Einladung zum Weiterdenken und Weiterforschen.

Unsere Ergebnisse zeigen, dass Preispfade mit verschiedenen hohen CO₂-Preisen sehr unterschiedliche Signale an Haushalte senden, um auf klimafreundliche Alternativen umzusteigen, wodurch sich die Verteilungswirkungen zwischen den beiden Preispfaden deutlich unterscheiden. Sowohl niedrige als auch hohe CO₂-Preispfade wirken zunächst größtenteils regressiv. In unseren Vorhersagen ist jedoch eine schnelle Technologieanpassung in den einkommensschwächsten Haushalten zu beobachten, sodass die regressive Wirkung im Zeitverlauf abnimmt. Eine Pro-Kopf-Pauschale kann sowohl unter dem niedrigen als auch unter dem hohen Preispfad bereits kurzfristig die regressive Verteilungswirkung in eine progressive Verteilungswirkung umkehren. Unsere Ergebnisse zeichnen gerade für einkommensschwache Haushalte ein recht optimistisches Bild, was durch einige einschränkende Modellannahmen erklärt werden kann. Durch diese Annahmen wird aber insgesamt deutlich, dass eine klare Kommunikation der Politik über die zukünftige CO₂-Preis-Entwicklung notwendig ist, um Haushalten Sicherheiten für effiziente Investitionsentscheidungen zu bieten. Darüber hinaus dürften stärkere, gezielte Unterstützungen für

einkommensschwache Haushalte zur Überwindung von Liquiditätsbeschränkungen notwendig werden, um eine Transformation hin zu emissionsarmen Technologien sozial gerecht zu ermöglichen.

2. Daten

Die Bestimmung der CO₂-Emissionen der Haushalte zur anschließenden Berechnung der Kostenbelastung durch einen CO₂-Preis auf Emissionen in den Bereichen Gebäude und Verkehr erfolgt in einem Mikrosimulationsmodell über die Konsumausgaben der Haushalte. Um detaillierte Informationen zum Konsum verschiedener Heizbrennstoffe und Kraftstoffe privater Haushalte zu erhalten, werden zwei Datenquellen aufbereitet und verknüpft: Informationen zu den Konsumausgaben der Haushalte stammen aus der aktuellsten Welle der Einkommens- und Verbrauchsstichprobe (EVS) aus dem Jahr 2018 (Forschungsdatenzentren der Statistischen Ämter des Bundes und der Länder 2020). Während in diesen Daten deutlich wird, auf welchen Brennstoff sich die Heizausgaben beziehen, enthält die EVS nur sehr grobe Informationen zum Fahrzeugbesitz, sodass nicht erkennbar ist, ob die Ausgaben für Kraftstoffe sich auf Benzin, Diesel oder einen anderen Kraftstoff beziehen. Da diese Angabe für die genaue Bestimmung der Emissionen notwendig ist, nutzen wir für detaillierte Informationen zur Fahrzeugnutzung der Haushalte Daten einer vom RWI – Leibniz-Institut für Wirtschaftsforschung und Potsdam-Institut für Klimafolgenforschung (PIK) durchgeführten Erhebung aus dem Jahr 2021 (Kaestner et al. (2022)) und verknüpfen diese mit den Daten der EVS.

Alle fünf Jahre werden im Zuge der EVS circa 80.000 Haushalte auf freiwilliger Basis detailliert zu ihren quartalsweisen Einnahmen und Ausgaben, Lebensverhältnissen, Geld- und Sachvermögen sowie zur Ausstattung mit ausgewählten Gebrauchsgütern befragt. Für die Analyse werden die Daten der EVS in mehreren Schritten aufbereitet.¹ Zunächst werden die Quartalswerte auf Jahreswerte hochgerechnet. Da eine einfache Hochrechnung von Quartalswerten für unregelmäßige und seltene Ausgaben ein verzerrtes Bild der Ausgaben wiedergeben würde, werden fehlende Ausgaben, insbesondere bei Heizkosten und Verkehr, anhand von Mittelwertimputationen der Haushalte, die positive Ausgaben in diesen Bereichen haben, ersetzt, sodass keine Daten verloren gehen. Anschließend werden Haushalte mit extremen Angaben aus der Analyse entfernt, indem alle

¹ Da der uns vorliegende Datensatz der EVS aus den Erhebungsteilen „Allgemeine Angaben“, „Geld- und Sachvermögen“ und „Haushaltsbuch“ besteht und diese Teile nicht vollständig von allen 80.000 befragten Haushalten beantwortet werden, umfasst unser Datensatz rund 40.000 Haushalte.

Haushalte, deren ausgabefähiges Einkommen² unterhalb des 1 %- beziehungsweise oberhalb des 99 %-Perzentils liegt, als Ausreißer definiert werden.

Die Daten zur Fahrzeugnutzung der Haushalte entstammen einer vom RWI und PIK durchgeführten Erhebung aus dem Jahr 2021. Die Befragung wurde im Zuge des vom Bundesministerium für Wirtschaft und Klimaschutz (BMWK) geförderten Projekts „Verbundvorhaben CO₂-Preis – Analyse der kurz- und langfristigen Wirkungen unterschiedlicher CO₂-Bepreisungs-Varianten auf Gesellschaft und Volkswirtschaft“ (mehr Informationen zum Projekt auf: <https://www.co2-preis.info/>) zur Ermittlung der Akzeptanz der im selben Jahr neu eingeführten CO₂-Bepreisung durchgeführt. Befragt wurden rund 7.000 Mitglieder des forsa.omninet-Panels (mehr Informationen zur Befragung vgl. Kaestner et al. (2022)). Neben Fragen zur Einstellung gegenüber dem CO₂-Preis wurden die Befragten auch um Angaben zu ihren sozio-ökonomischen Eigenschaften wie Einkommen, Haushaltsgröße oder ihrem Wohnort gebeten. Außerdem wurden die Teilnehmenden gefragt, ob sie ein Auto besitzen, mit welchem Kraftstoff das Auto betrieben wird und welche Strecken sie für gewöhnlich mit diesem zurücklegen. Mithilfe der sozio-ökonomischen Angaben, die in ihren Ausprägungen größtenteils mit denen aus der EVS übereinstimmen, können die Informationen zur Fahrzeugnutzung in einem späteren Schritt auf die Haushaltsdaten der EVS übertragen werden.

² Als ausgabefähiges Einkommen wird das Haushaltsnettoeinkommen zuzüglich Einnahmen aus dem Verkauf von Waren sowie sonstigen Einnahmen bezeichnet (<https://www.destatis.de/DE/Themen/Gesellschaft-Umwelt/Einkommen-Konsum-Lebensbedingungen/Glossar/ausgabefaeahige-einkommen-einnahmen-evs-lwr.html>).

	Durchschnittswert	Standardabweichung	Min	Max
Einkommens und Verbrauchsstichprobe (n=39.439)				
Stadt	0,76	0,43	0	1
Monatliches Haushaltsnettoeinkommen in €	3.910,55	2149,68	747,33	10.221,33
Haushaltsgröße	2,08	1,08	1	8
Mehrfamilienhaus	0,49	0,50	0	1
Wohnfläche	99,17	42,71	14	300
Baujahr vor 1949	0,20	0,40	0	1
Baujahr von 1949 bis 2000	0,67	0,47	0	1
Baujahr nach 2000	0,13	0,34	0	1
Heizenergieträger Gas	0,51	0,50	0	1
Heizenergieträger Öl	0,20	0,40	0	1
Heizenergieträger Strom	0,07	0,26	0	1
Heizenergieträger Fernwärme	0,18	0,38	0	1
Heizenergieträger Holz/Pellets	0,04	0,21	0	1
Daten zur Kraftfahrzeugnutzung (Verbundvorhaben CO₂-Preis, n= 6.947)				
Kraftstoff Fahrzeug Benzin	0,63	0,49	0	1
Kraftstoff Fahrzeug Diesel	0,32	0,46	0	1
Kraftstoff Fahrzeug Erdgas	0,01	0,07	0	1
Kraftstoff Fahrzeug Flüssiggas	0,01	0,10	0	1
Kraftstoff Fahrzeug Elektrisch	0,02	0,13	0	1
Kraftstoff Fahrzeug Hybrid Benzin	0,01	0,12	0	1
Kraftstoff Fahrzeug Hybrid Diesel	0,00	0,05	0	1
kein Auto	0,08	0,40	0	1

Tabelle 1: Zusammenfassende Statistiken der EVS und Daten zur Kraftfahrzeugnutzung

Tabelle 1 zeigt eine Zusammenfassung der für diese Untersuchung wichtigen Eigenschaften der Haushalte in der EVS sowie die Verteilung der Kraftstoffe, die sich aus den Daten

zur Fahrzeugnutzung ergibt.³ Die in der EVS befragten Haushalte leben zu 76 % in urbanen Gegenden, womit hier mindestens verstärkte Räume mit einer Bevölkerungsdichte von über 150 Einwohnern pro km² gemeint sind. Das durchschnittliche monatliche Haushaltsnettoeinkommen in der EVS liegt bei 3.911 €. Allerdings werden in der Grundgesamtheit der EVS nur Haushalte mit einem monatlichen Nettoeinkommen von unter 18.000 € betrachtet (Statistisches Bundesamt (Destatis) 2021). Die durchschnittliche Haushaltgröße beträgt zwei Personen, wobei Haushalte mit acht oder mehr Personen in einer Kategorie zusammengefasst werden (Forschungsdatenzentren der Statistischen Ämter des Bundes und der Länder 2020). Des Weiteren leben die Befragten der Stichprobe fast zur Hälfte in Wohngebäuden mit drei und mehr Wohnungen und bewohnen dabei eine Fläche von durchschnittlich 99 m², wobei die höchste mögliche Angabe bei der Wohnfläche in der EVS 300 m² beträgt. Die Wohngebäude der Befragten wurden zu 67 % zwischen den Jahren 1949 und 2000 gebaut, 20 % vor dem Jahr 1949 und 13 % nach dem Jahr 2000.⁴ Rund die Hälfte aller Haushalte in der EVS gibt an mit Gas zu heizen, 20 % heizen mit Öl und rund 18 % verfügen über einen Fernwärmeanschluss. Nur ca. 7 % der Befragten heizen mit Strom, wobei es sich hier um Wärmepumpen, aber auch um raumweise Beheizung mit elektrischen Heizkörpern handeln kann. Ungefähr 4 % der Befragten nutzen Holz- oder Pellet-Heizungen.

Die Daten aus der Befragung zur Akzeptanz der CO₂-Bepreisung geben Aufschluss über die Fahrzeugnutzung in der Bevölkerung (Tabelle 1). Knapp 8 % der Befragten nutzen gar kein Auto. Knapp 63 % der Befragten, die ein Auto besitzen, nutzen als Kraftstoff Benzin. Rund 32 % der Befragten fahren ein dieselbetriebenes Auto. Weitere knappe 2 % nutzen ein reines Elektroauto und etwas mehr als 1 % einen Hybrid aus Benzin- und Elektroauto, während 0,3 % einen Hybrid aus Diesel- und Elektroauto fahren. Die restlichen Befragten nutzen zu jeweils etwas unter 1 % Flüssiggas beziehungsweise Erdgas.

³ Grafische Darstellungen der deskriptiven Eigenschaften befinden sich im Anhang.

⁴ Neben dem Baujahr des Gebäudes lassen die Daten der EVS keine direkten Rückschlüsse auf den energetischen Zustand des Gebäudes oder Änderungen zu, da nicht erfasst wird, ob und wann energetisch saniert wurde.

3. Methodik

Um die zukünftigen Kostenbelastungen unterschiedlicher CO₂-Preispfade für verschiedene Haushaltsgruppen analysieren zu können, verknüpfen wir die Ergebnisse des Energiesystemmodells TIMES PanEU (Kattelman et al. 2021; Kattelman et al. 2022; Korkmaz et al. 2020) mit einem Mikrosimulationsmodell. Während Energiesystemmodelle vorrangig eingesetzt werden, um die Wirkung von CO₂-Preisen auf das gesamte Energiesystem zu untersuchen und auch langfristig zu modellieren, fehlen in dieser Art von Modellen die Informationen, um sozio-ökonomisch differenzierte Analysen und somit Verteilungswirkungsanalysen durchzuführen. Mikrosimulationsmodelle werden in der empirischen Wirtschaftsforschung häufig auf Haushaltsdaten angewendet, um Verteilungswirkungen von Steuern zu untersuchen (Bach et al. 2016; Beznoska et al. 2012). Diese lassen aber nur eine eingeschränkte Betrachtungsweise zu, indem über Preiselastizitäten Verhaltensanpassungen von Haushalten abgebildet werden.

Mithilfe von Preiselastizitäten kann berücksichtigt werden, ob und wie stark die Nachfrage für ein Gut, in unserem Fall dargestellt durch Ausgaben für Heiz- und Kraftstoffe, sich verändert, wenn sich der Preis für dieses Gut verändert. So können kurz- oder auch längerfristige Verhaltensänderungen, wie eine Reduktion der Heiztemperatur aufgrund steigender CO₂- und Energiepreise, und eine daraus folgende Reduktion der Heizausgaben, der CO₂-Emissionen und der Mehrkosten durch einen CO₂-Preis abgebildet werden. Zur Ermittlung der langfristigen Kostenbelastungen durch einen CO₂-Preis, der nur auf fossile Brennstoffe anfällt, muss aber zusätzlich berücksichtigt werden, dass Haushalte längerfristig auf andere Technologien und Energieträger, wie eine Wärmepumpe oder ein Elektroauto, umsteigen können. Daher ist zu erwarten, dass die Berücksichtigung von Energieträgerwechseln der Haushalte die Verteilungswirkungen in der Zukunft maßgeblich beeinflusst. Da die EVS und auch die Daten zur Kraftfahrzeugnutzung aber nur die Verteilung der Energieträger der Haushalte für einen bestimmten Zeitpunkt und keine Veränderungen wie Investitionen in neue Heizsysteme darstellen, führen wir Vorhersagen zu möglichen Technologie- beziehungsweise Energieträgerwechseln durch. Dies wird durch die Kombination des Energiesystemmodells mit dem Mikrosimulationsmodell ermöglicht.

Dazu werden die Ergebnisse des Energiesystemmodells TIMES PanEU zur Verbreitung verschiedener Energieträger bei unterschiedlich hohen CO₂-Preisen über die Zeit auf sozio-ökonomische Merkmale übertragen. Mithilfe von auf Methoden des maschinellen Lernens (ML) basierenden Vorhersagen werden die Energieträger gemäß der Verteilung aus dem Energiesystemmodell auf die Haushaltsdaten übertragen. ML-Methoden sind flexibler als klassische ökonometrische Regressionsmethoden und bieten sich besonders für Vorhersagen an. So können erstmalig langfristige Verteilungswirkungen unter Berücksichtigung der systematischen Wirkungen verschiedener CO₂-Preise auf das Investitionsverhalten von Konsument*innen untersucht werden. Wichtig hierbei ist, dass wir ausschließlich die direkten Kosten durch einen CO₂-Preis mit und ohne Rückverteilung berücksichtigen und Transformationskosten unberücksichtigt bleiben.

Im technischen Anhang erläutern wir detailliert die Funktionsweise des Energiesystemmodells, die Vorhersagen mithilfe von ML-Methoden, insbesondere dem hier verwendeten *Random Forest*, sowie die Verknüpfung der beiden Methoden zur abschließenden Analyse der Verteilungswirkungen anhand von Haushaltsdaten.

4. Ergebnisse

a. Vorhersagen für Energieträger und Fahrzeugtyp

Als erstes Ergebnis werden die Verteilungen der Heizenergieträger und Kraftstoffe, die aus der Verknüpfung des Energiesystemmodells TIMES-PanEU mit den Haushaltsdaten auf Grundlage von ML-Methoden vorhergesagt wurden, grafisch dargestellt. Das TIMES PanEU-Modell gibt die gesamten Anteile der einzelnen Heizenergieträger für die jeweiligen Jahre vor. Das Mikrosimulationsmodell ordnet diese Anteile dann den einzelnen Haushalten der EVS zu, wodurch ein detailliertes Bild der zukünftigen Nutzerinnen und Nutzern und ihrer Eigenschaften entsteht. Die Zuordnung zu den einzelnen Haushalten ist die Voraussetzung, um die späteren Emissionen und somit Kostenbelastungen durch verschiedene CO₂-Preise für unterschiedliche Haushaltsgruppen zu verstehen.

Zunächst sind Ergebnisse für den niedrigen Preispfad dargestellt, anschließend für den hohen Preispfad. Da die Ergebnisse für den mittleren Preispfad erwartungsgemäß dazwischenliegen, werden diese nicht separat dargestellt. Wir unterscheiden jeweils nach Preispfad und Jahr und stellen die Verteilung nach verschiedenen Haushaltscharakteristika wie Nettoäquivalenzeinkommen⁵, Gebäudetyp und Urbanisierungsgrad dar (OECD 2009).

⁵ Das Nettoeinkommen der Haushalte aus der EVS wird basierend auf der sogenannten modifizierten OECD-Äquivalenzskala gewichtet (OECD 2009). Das Nettoäquivalenzeinkommen bezeichnet das Gesamteinkommen eines Haushalts nach Steuern und anderen Abzügen, geteilt durch die Anzahl der Haushaltsmitglieder, die in gleichgestellte Erwachsene umgerechnet werden; die Haushaltsmitglieder werden dabei nach ihrem Alter gewichtet. Durch diese Gewichtung werden Lebensstandards unabhängig von der Haushaltsgröße und Zusammensetzung vergleichbar. Diese Skala weist dem Haushaltsvorstand einen Wert von 1 zu, jedem weiteren erwachsenen Mitglied einen Wert von 0,5 und jedem Kind einen Wert von 0,3.

i. Niedriger Preispfad

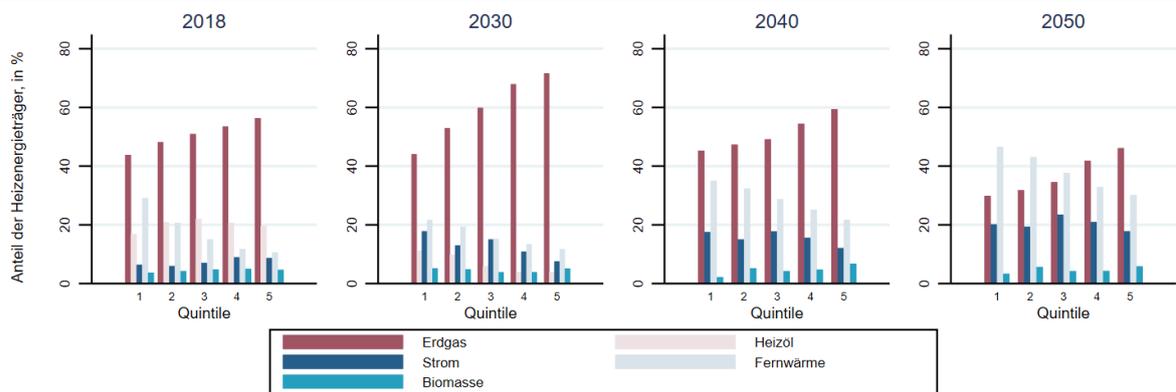


Abbildung 1: Heizenergieträger im Basisjahr 2018 sowie vorausgesagte Energieträger für die Jahre 2030 (80 €/t), 2040 (130 €/t) und 2050 (180 €/t) aufgeteilt nach Nettoäquivalenzeinkommen (niedriger Preispfad). Quelle: Eigene Darstellung

Abbildung 1 zeigt die Aufteilung der Heizenergieträger für das durch die EVS vorgegebene Basisjahr 2018 vor Einführung einer CO₂-Bepreisung sowie die vorhergesagten Heizenergieträger für den niedrigen Preispfad in 10-Jahresschritten bis 2050 aufgeteilt nach Einkommensquintilen. Die Quintile teilen Haushalte gemäß ihres Nettoäquivalenzeinkommens in fünf gleich große Gruppen ein, wobei das erste Quintil die 20 % mit dem niedrigsten Einkommen darstellt und das fünfte Quintil die einkommensstärksten 20 %. Im Vergleich zum Basisjahr nimmt der Anteil der mit Heizöl heizenden Haushalte im Jahr 2030 bereits stark ab und verschwindet im Jahr 2040 dann ganz aus dem Mix. Über alle Jahre hinweg heizen einkommensstarke Haushalte mehr mit Erdgas als einkommensschwache Haushalte. Der Anteil von Fernwärme an den Energieträgern sinkt wiederum mit steigendem Einkommen, ein Muster, das auch bereits im Basisjahr zu erkennen ist. Insgesamt nimmt der Anteil von Erdgas am Energiemix im Zeitverlauf stark ab, während der Anteil von Fernwärme, aber auch von elektrischen Heiztechnologien steigt.

Ein überraschendes Ergebnis ist der vergleichsweise hohe Anteil an Strom als Energieträger in einkommensschwachen Haushalten. 2018 besaßen insgesamt noch nicht viele deutsche Haushalte eine Wärmepumpe, welche neben Nachtspeicherheizungen der typische Heizungstyp ist, der Strom benutzt. Die Verbreitung von Wärmepumpen hat sich in den vergangenen Jahren stark erhöht, vor allem durch den verbreiteten Einbau von Wärmepumpen in Neubauten (Destatis 2023). Diese Entwicklung ist in unseren Daten noch

nicht dargestellt, da die Haushaltsdaten aus dem Jahr 2018 stammen. Dadurch ist zu erwarten, dass unsere späteren Vorhersagen der Heizenergieträger von dieser Ausgangsverteilung beeinflusst werden und mit aktuelleren Haushaltsdaten bereits anders aussehen.

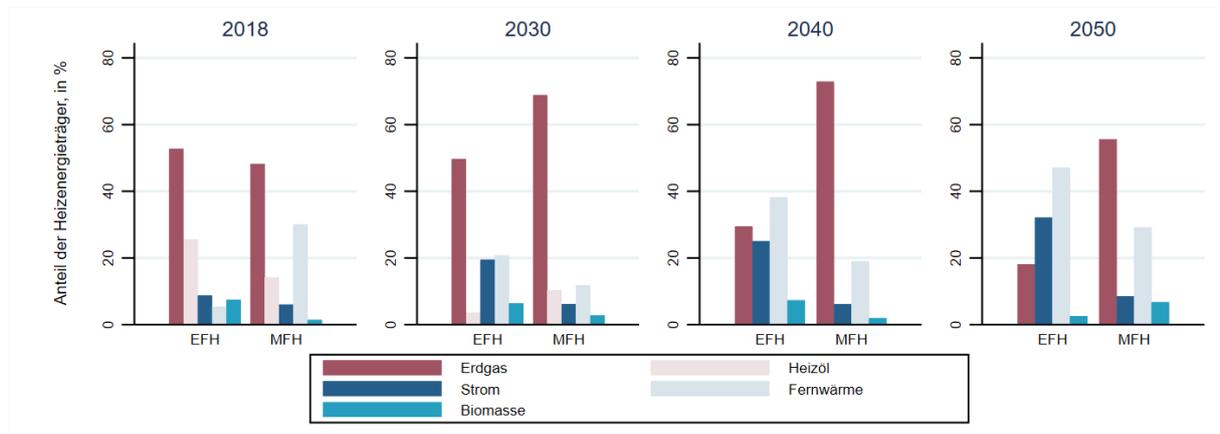


Abbildung 2: Heizenergieträger im Basisjahr 2018 sowie vorausgesagte Energieträger für die Jahre 2030 (80 €/t), 2040 (130 €/t) und 2050 (180 €/t) aufgeteilt nach Gebäudetypen (niedriger Preispfad). Quelle: Eigene Darstellung

Abbildung 2 betrachtet die Heizenergieträger aufgeteilt nach den Gebäudetypen Ein-/Zwei- und Mehrfamilienhaus (EFH und MFH). Hier zeigt sich, dass Erdgas, anders als im Basisjahr 2018, ab 2030 als Heizenergieträger in Mehrfamilienhäusern verbreiteter ist als in Einfamilienhäusern. Elektrische Heiztechnologien sind bei Einfamilienhäusern relativ gesehen weiterverbreitet, wobei sich der Unterschied über die Jahre hinweg sogar verstärkt.

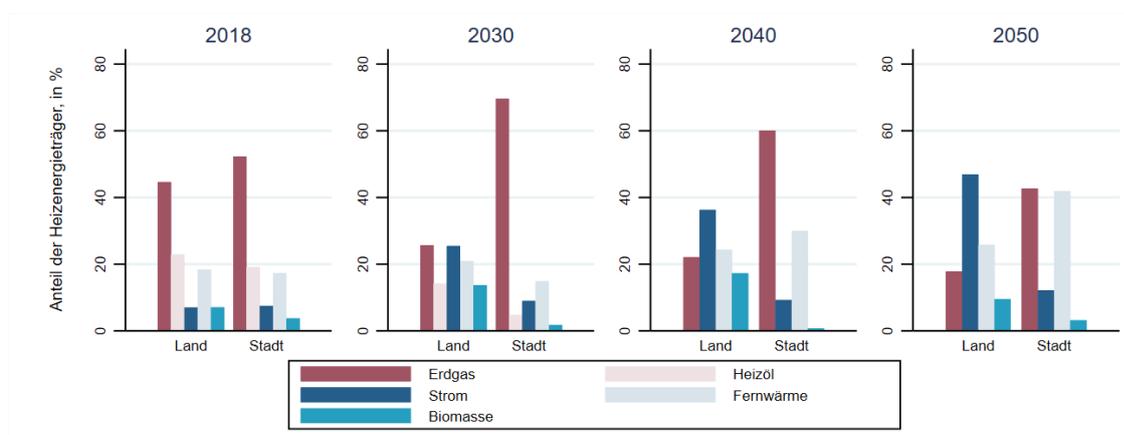


Abbildung 3: Heizenergieträger im Basisjahr 2018 sowie vorausgesagte Energieträger für die Jahre 2030 (80 €/t), 2040 (130 €/t) und 2050 (180 €/t) aufgeteilt nach Stadt und Land (niedriger Preispfad). Quelle: Eigene Darstellung

Die vorausgesagte Nutzung der verschiedenen Heizenergieträger durch Haushalte in der Stadt oder in ländlichen Regionen zeigt Abbildung 3. Die EVS definiert Städte als Agglomerationsräume oder verstädterte Räume mit einer Einwohnerdichte von mehr als 150 Einwohnern pro Quadratkilometer. Der Anteil des Energieträgers Gas ist bereits im Basisjahr 2018 in der Stadt höher als auf dem Land, die Differenz vergrößert sich aber maßgeblich im Jahr 2030. Menschen auf dem Land heizen eher mit Strom oder Biomasse, so wie im Jahr 2030 noch mit Heizöl.

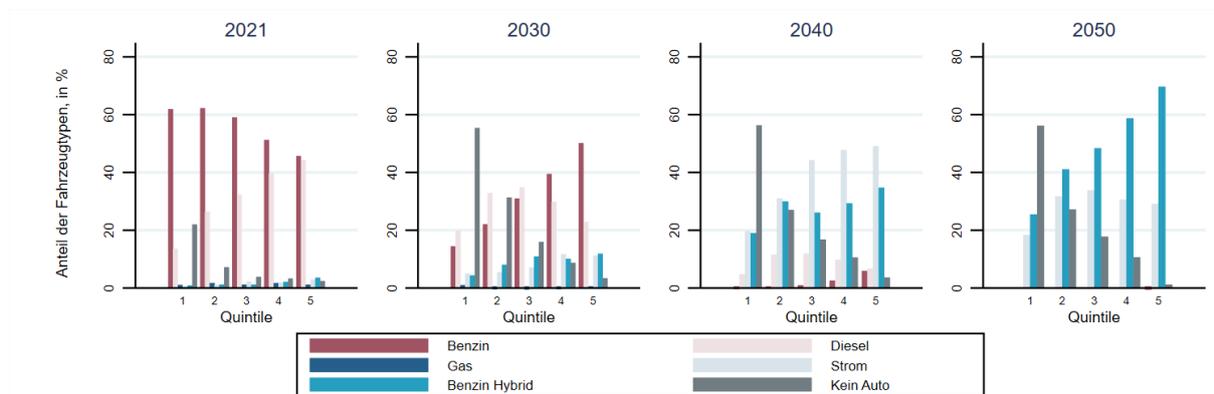


Abbildung 4: Fahrzeugtypen im Basisjahr 2021 sowie vorausgesagte Fahrzeugtypen für die Jahre 2030 (80 €/t), 2040 (130 €/t) und 2050 (180 €/t) aufgeteilt nach Nettoäquivalenzeinkommen (niedriger Preispfad). Quelle: Eigene Darstellung

Abbildung 4 zeigt die Fahrzeugtypen im Basisjahr 2021 vor Einführung eines CO₂-Preises sowie die vorausgesagte Fahrzeugnutzung aufgeteilt nach Einkommensquintilen für den niedrigen Preispfad.⁶ Über alle Jahre hinweg sinkt der Anteil der Haushalte ohne Pkw mit steigendem Einkommen. Dafür steigt der Anteil an Hybrid- und reinen Elektrofahrzeugen nach Einführung des CO₂-Preises. Dieser Anteil ist im Jahr 2030 noch relativ gering, steigt aber 2040 und 2050 stark an. Benzin und Dieselfahrzeuge verschwinden in diesem Zeitraum fast vollständig.

⁶ Da die Daten zur Fahrzeugnutzung, anders als die EVS, nicht im Jahr 2018, sondern im Jahr 2021 erhoben wurden, ist das Basisjahr 2021.

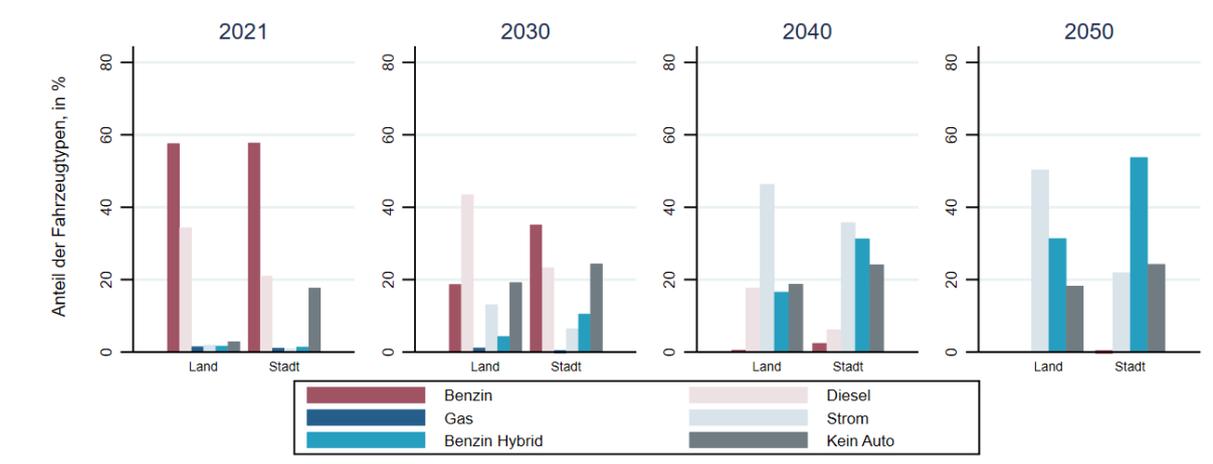


Abbildung 5: Fahrzeugtypen im Basisjahr 2021 sowie vorausgesagte Fahrzeugtypen für die Jahre 2030 (80 €/t), 2040 (130 €/t) und 2050 (180 €/t) aufgeteilt nach Stadt und Land (niedriger Preispfad). Quelle: Eigene Darstellung

In Abbildung 5 sind die Fahrzeugtypen für den niedrigen Preispfad aufgeteilt nach Stadt und Land zu sehen. Während im Basisjahr 2021 die Verbreitung von Benzinautos zwischen Stadt und Land noch sehr ähnlich ist, sind im Jahr 2030 Fahrzeuge mit reinem Verbrennungsmotor zwar noch einigermaßen gleichmäßig auf Stadt und Land verteilt, aber der Anteil von Benzinautos auf dem Land bereits deutlich geringer als in der Stadt. Im Jahr 2040 konzentrieren sich die verbliebenen reinen Verbrenner, vorwiegend Dieselaautos, hauptsächlich auf das Land. Der Anteil von reinen Elektrofahrzeugen ist auf dem Land über alle Jahre ebenfalls höher, während in der Stadt zunehmend Hybridfahrzeuge dominieren. Der Anteil der Haushalte ohne eigenen Pkw ist über alle Jahre hinweg in der Stadt höher.

ii. Hoher Preispfad

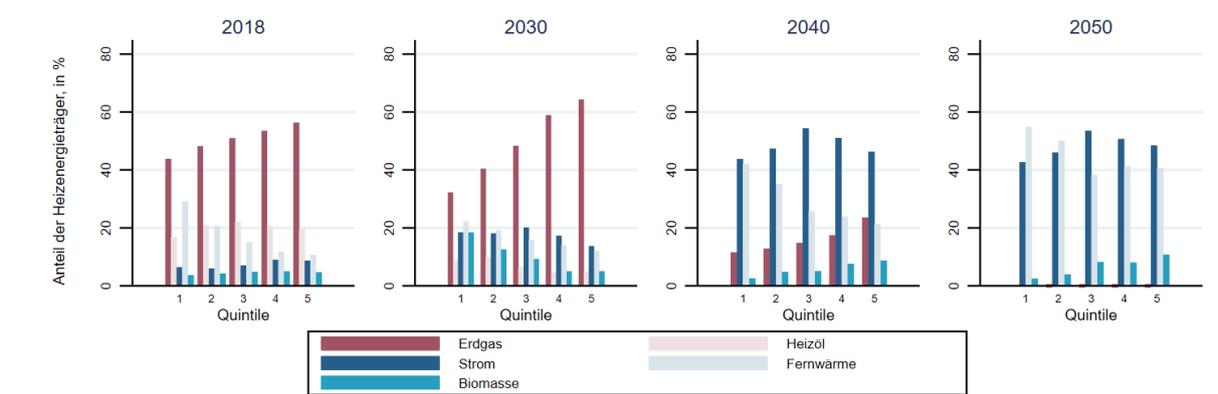


Abbildung 6: Heizenergieträger im Basisjahr 2018 sowie vorausgesagte Energieträger für die Jahre 2030 (135 €/t), 2040 (275 €/t) und 2050 (415 €/t) aufgeteilt nach Nettoäquivalenzeinkommen (hoher Preispfad). Quelle: Eigene Darstellung

Der hohe Preispfad lässt den Anteil fossiler Energieträger deutlich schneller sinken als der niedrige Preispfad. Während auch hier im Jahr 2030 Erdgas noch der dominierende Energieträger ist, nutzt im Jahr 2040 nur noch das wohlhabendste Einkommensquintil zu mehr als 20 % Erdgas als Heizenergieträger (Abbildung 6). Im Jahr 2050 werden überhaupt keine fossilen Heizenergieträger mehr genutzt.

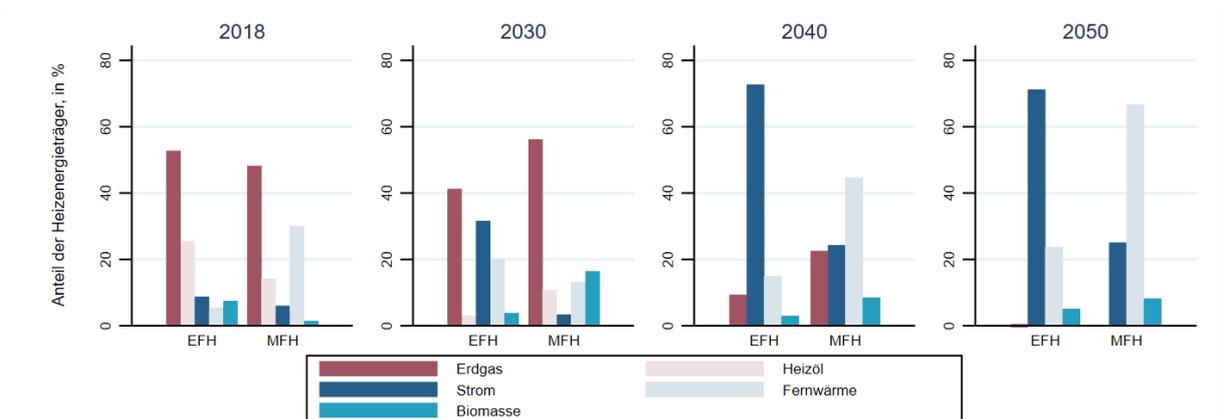


Abbildung 7: Heizenergieträger im Basisjahr 2018 sowie vorausgesagte Energieträger für die Jahre 2030 (135 €/t), 2040 (275 €/t) und 2050 (415 €/t) aufgeteilt nach Gebäudetypen (hoher Preispfad). Quelle: Eigene Darstellung

Aufgeteilt nach Gebäudetypen ist zu sehen, dass für den hohen Preispfad ab dem Jahr 2040 der Energieträger Fernwärme in Mehrfamilienhäusern überwiegt (Abbildung 7). Für

das Basisjahr 2018 und auch für den niedrigen Preisfad überwiegte Erdgas für diese Haushalte, was jedoch auf die Zuordnungsmethodik und die aus dem Energiesystemmodell anderen Anteile für Fernwärme in beiden Preispfaden zurückzuführen ist. Wie zuvor beim niedrigen Preisfad kommt der Energieträger Strom in Einfamilienhäusern häufiger vor als in Mehrfamilienhäusern.

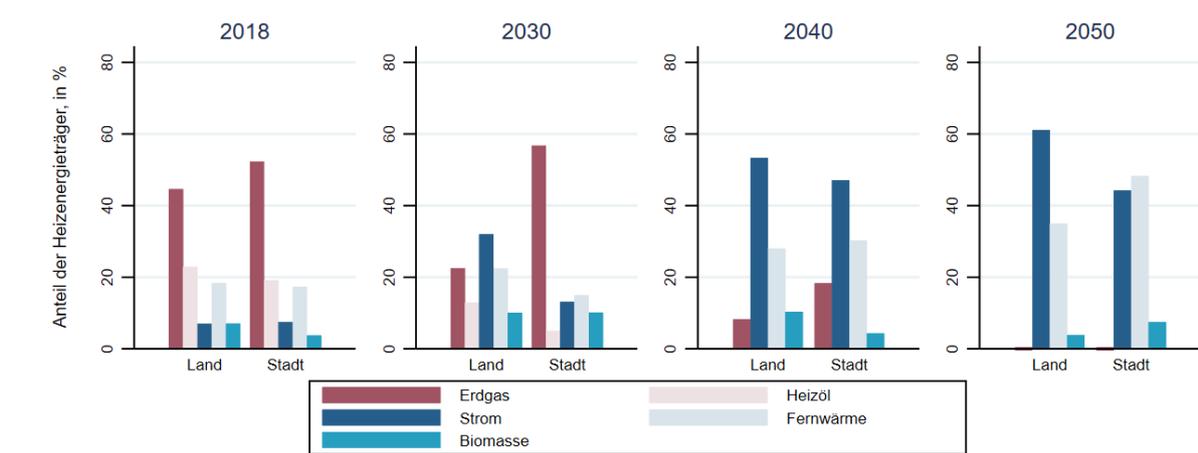


Abbildung 8: Heizenergieträger im Basisjahr 2018 sowie vorausgesagte Energieträger für die Jahre 2030 (135 €/t), 2040 (275 €/t) und 2050 (415 €/t) aufgeteilt nach Stadt und Land (hoher Preisfad). Quelle: Eigene Darstellung

In Abbildung 8 ist zu sehen, dass auch im hohen Preisfad ab 2040 der Anteil von rein elektrischen Heiztechnologien auf dem Land höher ist als in der Stadt. In der Stadt wird dafür mehr mit Fernwärme geheizt als auf dem Land. Dies ist logisch durch die eingeschränkten Fernwärmepotentiale auf dem Land sowie die dort besseren Vorbedingungen für den Einbau von Wärmepumpen zu erklären.

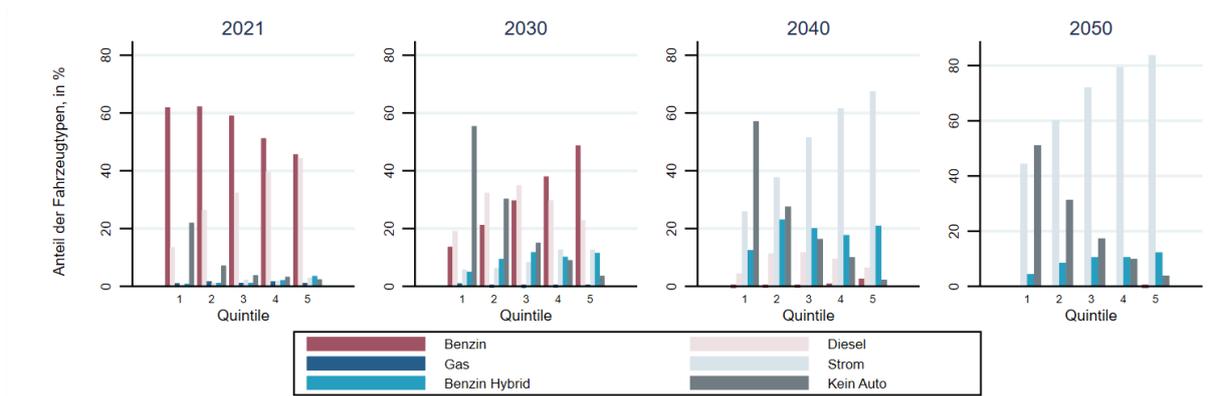


Abbildung 9: Fahrzeugtypen im Basisjahr 2021 sowie vorausgesagte Fahrzeugtypen für die Jahre 2030 (135€/t), 2040 (275€/t) und 2050 (415€/t) aufgeteilt nach Nettoäquivalenzeinkommen (hoher Preispfad).

Abbildung 9 zeigt die Fahrzeugtypen per Einkommensquintil für den hohen Preispfad. Genau wie in den Vorhersagen zum niedrigen Preispfad verschwinden ausschließlich mit Verbrennungsmotoren betriebene Fahrzeuge bereits im Jahr 2040 fast vollständig. Im Gegensatz zum niedrigen Preispfad zeigt die Abbildung 9 aber einen geringeren Anteil an Hybridfahrzeugen und dafür einen höheren Anteil rein elektrisch betriebener Fahrzeuge.

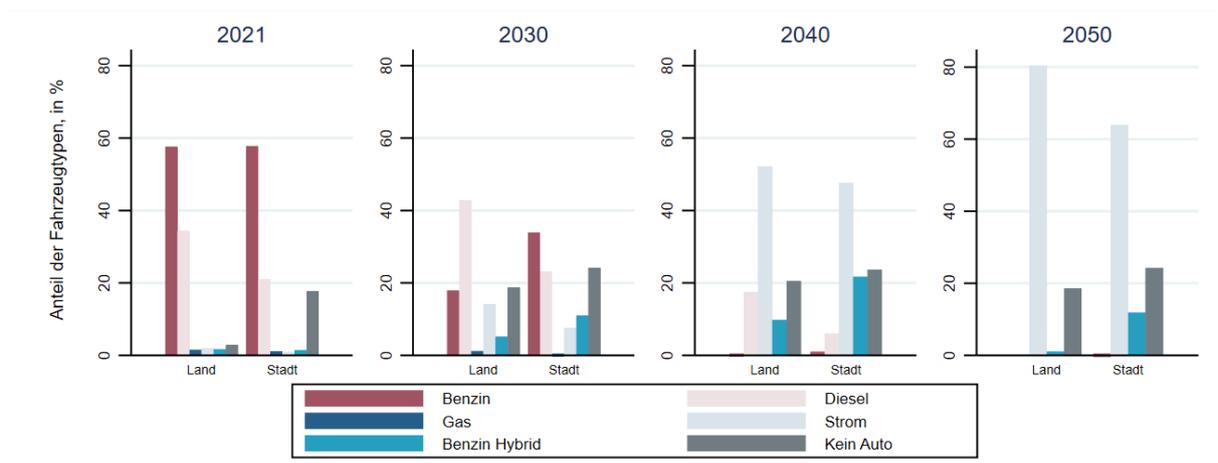


Abbildung 10: Fahrzeugtypen im Basisjahr 2021 sowie vorausgesagte Fahrzeugtypen für die Jahre 2030 (135 €/t), 2040 (275 €/t) und 2050 (415 €/t) aufgeteilt nach Stadt und Land (hoher Preispfad). Quelle: Eigene Darstellung

Die Verteilungen der Fahrzeugtypen auf Stadt und Land in Abbildung 10 ähneln in der Tendenz der Verteilung in Abbildung 8 für den niedrigen Preispfad. Auffällig ist, dass im Jahr 2050 laut den Vorhersagen für den hohen Preispfad Hybridfahrzeuge ausschließlich

von Haushalten in der Stadt genutzt werden. Intuitiv würde man eher eine Nutzung auf dem Land erwarten, da Hybridfahrzeuge zusätzliche Reichweite bieten, was tendenziell auf dem Land von höherer Bedeutung ist. Da die Anteile von Haushalten, die ein Hybridauto besitzen, in unseren Daten insgesamt sehr niedrig sind, werden die Vorhersagen von den Eigenschaften dieser wenigen Haushalte getrieben. Dies erklärt die vorhergesagte Zusammensetzung.

Zusammenfassend sehen wir, dass durch die Zuordnungsmethode zwischen Energiesystem- und Mikrosimulationsmodell bei Betrachtung der Verteilung entlang bestimmter Haushaltsmerkmale unter manchen Preispfaden nur wenig intuitive Ergebnisse entstehen. So wechseln einige Haushalte von Fernwärme zu einer Wärmepumpe, was in der Zukunft in Deutschland eher unwahrscheinlich sein dürfte. Diese Ergebnisse für einzelne Untergruppen beeinflussen das Gesamtergebnis der Kostenbelastung der verschiedenen Einkommensgruppen allerdings nur geringfügig. Eine tiefere Diskussion der Methodik und ihrer Einschränkungen erfolgt in Kapitel 5.

b. Verteilungswirkung einer CO₂-Bepreisung

In diesem Kapitel wenden wir uns der auf der eben präsentierten Verteilung der Kraft- und Brennstoffe basierenden Berechnung der Emissionen und anschließenden Kostenbelastungen durch die verschiedenen CO₂-Preispfade zu.

Abbildung 11 zeigt zunächst die durchschnittlichen Emissionen je Einkommensquintil für die Bereiche Wärme und Verkehr für das Basisjahr der Haushaltsdaten, 2018, also vor Einführung einer CO₂-Bepreisung. Insgesamt steigen die Emissionen pro Haushalt mit dem Einkommen. Ein Haushalt im untersten Einkommensquintil emittiert im Durchschnitt für Heizen und Verkehr 3 t CO₂, ein Haushalt im dritten Quintil bereits rund 5,1 t CO₂ und ein Haushalt im obersten Einkommensquintil rund 6,2 t CO₂ im Jahr. Heizen macht für jede Einkommensgruppe einen großen Anteil an den Emissionen der betrachteten Sektoren aus, wobei die Emissionen nicht linear, sondern unterproportional, mit dem Einkommen ansteigen. Während Haushalte im untersten Einkommensquintil knapp 1,9 t CO₂ pro Jahr fürs Heizen emittieren, emittieren die einkommensstärksten Haus-

halte knapp 3 t CO₂ und damit nicht einmal doppelt so viel wie die einkommensschwächsten Haushalte. Dagegen steigen Emissionen für den Transport tendenziell mit dem Einkommen, mit einem deutlichen Sprung zwischen dem ersten und zweiten Einkommensquintil. Ein durchschnittlicher Haushalt im ersten Quintil emittiert circa 1,1 t CO₂, ein Haushalt im zweiten Quintil bereits knapp 1,9 t CO₂ und Haushalte im fünften Quintil im Durchschnitt rund 3,2 t CO₂.

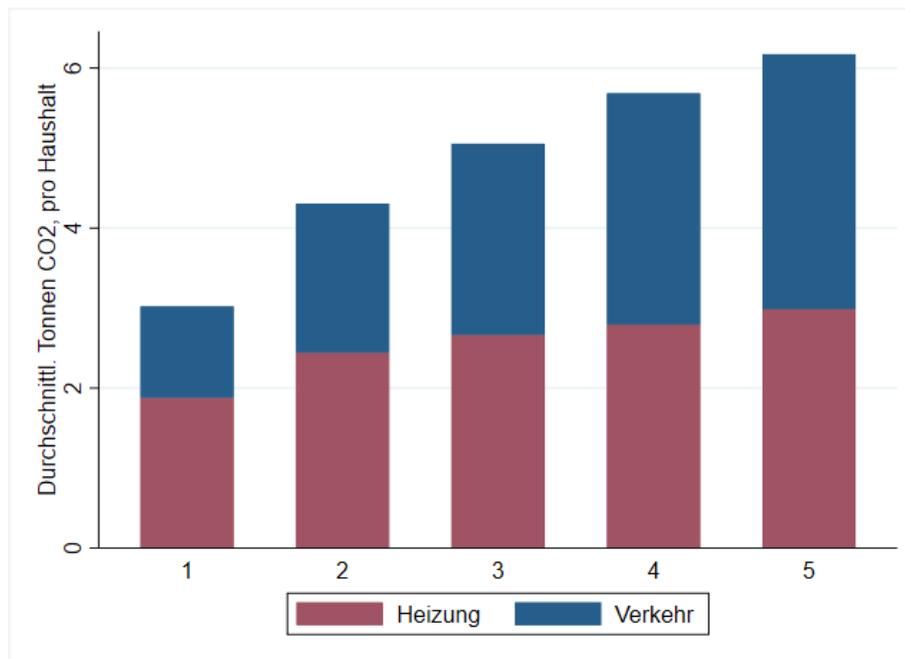


Abbildung 11: Emissionen pro Haushalt nach Sektor für das Jahr 2018 (Initiale Ausstattung) aufgeteilt nach Nettoäquivalenzeinkommen. Quelle: Eigene Darstellung

Im nächsten Schritt betrachten wir, wie sich die Emissionen über die Zeit für die verschiedenen Preispfade gemäß unseren Vorhersagen zur Technologieverteilung entwickeln. Dies gibt bereits Aufschluss darauf, inwiefern verschiedene Einkommensgruppen durch den CO₂-Preis voraussichtlich belastet werden könnten.

In Abbildung 12 wird ersichtlich, dass bei Betrachtung des niedrigen CO₂-Preispfads die Emissionen im Jahr 2030 für alle Einkommensgruppen um circa 1 t CO₂ im Vergleich zum Basisjahr vor Einführung der CO₂-Bepreisung sinken würden. Bis zum Jahr 2040 gingen die durch den Verkehrssektor verursachten Emissionen besonders stark zurück. Die einkommensstärksten Haushalte würden dabei absolut weiterhin am meisten emittieren. Im Jahr 2050 hätten sich in allen Einkommensgruppen die Emissionen weiter verringert,

aber würden selbst im untersten Einkommensquintil noch bei 1 t CO₂ und im einkommensstärksten Quintil noch bei knapp 2 t CO₂ liegen.

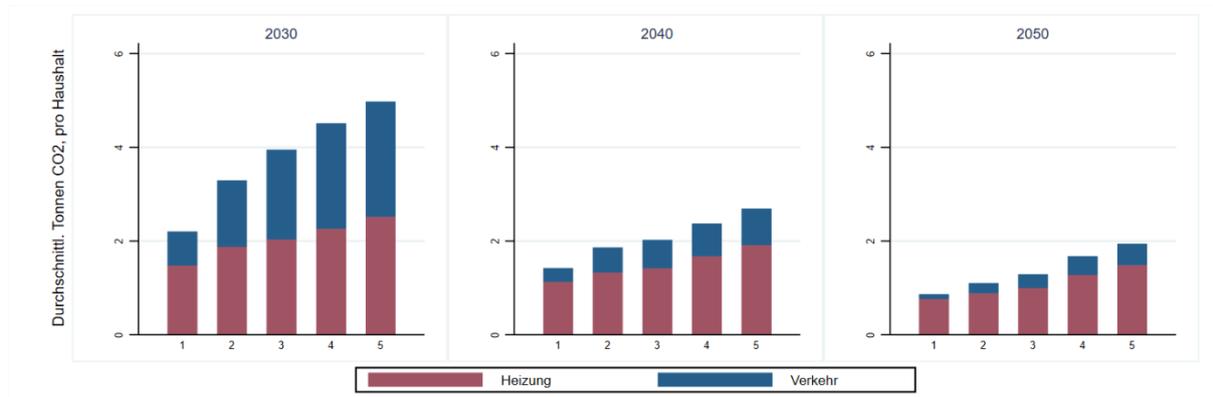


Abbildung 12: Emissionen pro Haushalt nach Quelle für die Jahre 2030 (80 €/t), 2040 (130 €/t) und 2050 (180 €/t) (niedriger Preispfad) aufgeteilt nach Nettoäquivalenzeinkommen. Quelle: Eigene Darstellung

Etwas anders sähe die Entwicklung der Emissionen gemäß den Vorhersagen für den hohen CO₂-Preispfad aus (Abbildung 13). Hier fällt zunächst vor allem auf, dass die Emissionen am Ende des Betrachtungszeitraums, im Jahr 2050, bei allen Haushalten nahezu bei 0 liegen. Bereits bis 2040 würden die Emissionen in allen Einkommensgruppen auf unter 2 t CO₂ sinken und damit in diesem Jahr ebenfalls niedriger sein als beim niedrigen Preispfad. Im Jahr 2030 sähe das Muster ähnlich aus wie bei Betrachtung des niedrigen Preispfads, nur, dass das absolute Emissionslevel in allen Einkommensgruppen auch hier bereits leicht niedriger wäre.

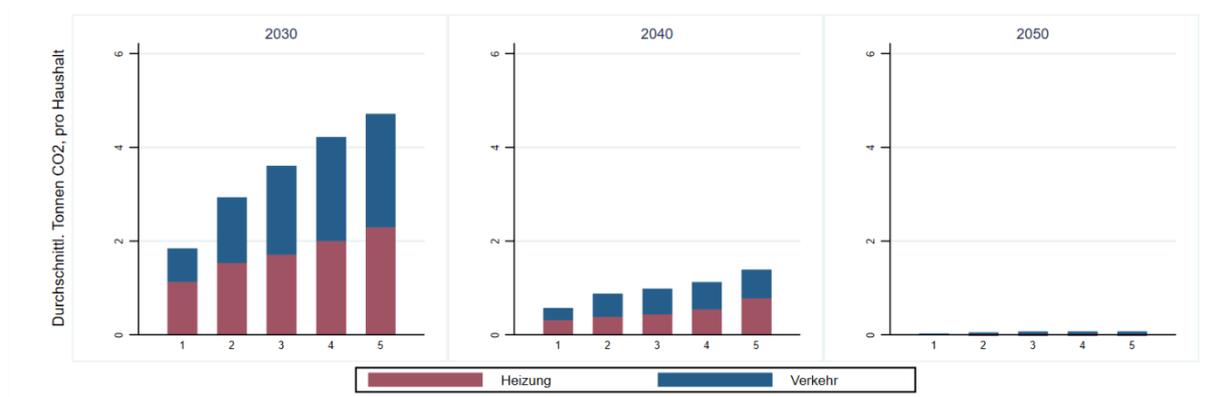


Abbildung 13: Emissionen pro Haushalt nach Quelle für die Jahre 2030 (135 €/t), 2040 (275 €/t) und 2050 (415 €/t) (hoher Preispfad) aufgeteilt nach Nettoäquivalenzeinkommen. Quelle: Eigene Darstellung

Die Betrachtung der Emissionen deutet an, dass unter dem hohen Preispfad im Jahr 2050 die Kostenbelastung durch den CO₂-Preis bei den Haushalten bei nahezu 0 liegen müsste, während im niedrigen Preispfad alle Haushalte noch Kosten tragen müssten. Die genaue Kostenbelastung lässt sich aber erst unter Berücksichtigung der Preishöhen betrachten. Um Aspekte der Verteilungsgerechtigkeit zu berücksichtigen, ist außerdem eine Betrachtung des Verhältnisses der Kosten zum Nettoeinkommen der Haushalte hilfreich. Dieser Betrachtungsweise widmen wir uns im nächsten Abschnitt.

i. Analyse der Mehrkosten für Haushalte durch CO₂-Preise ohne Rückverteilung

In diesem Abschnitt untersuchen wir die Verteilungswirkungen der CO₂-Preispfade. Dabei betrachten wir nicht nur die absolute, sondern auch die relative Kostenbelastung, das heißt das Verhältnis zwischen absoluten jährlichen Mehrkosten und jährlichen, äquivalenzgewichteten Haushaltsnettoeinkommen. Die Kostenbelastung durch den CO₂-Preis wird für die verschiedenen Szenarien basierend auf den zuvor prognostizierten Emissionen in den Bereichen Gebäudewärme und Verkehr der Haushalte berechnet.

Jahr	2030	2040	2050
niedriger Preispfad	143€	127€	117€
mittlerer Preispfad	181€	150€	90€
hoher Preispfad	220€	128€	10€

Tabelle 2: Durchschnittliche Kostenbelastung pro Person vor Rückverteilung

Tabelle 2 zeigt die durchschnittlichen Mehrkosten durch den CO₂-Preis pro Person und Jahr für alle drei Preispfade. Im Jahr 2030 kommen die Vorhersagen des Modells auf eine durchschnittliche Pro-Kopf-Belastung von 220 Euro für den hohen Preispfad. Diese Kostenbelastung ist höher als die Vorhersage für den mittleren (181 Euro) oder den niedrigen Preispfad (143 Euro), da bis 2030 noch keine umfassende technologische Transformation stattgefunden hat. Im Jahr 2040 ergibt sich die höchste vorausgesagte Pro-Kopf-

Belastung für den mittleren Preisfad (150 Euro) und ähnliche durchschnittliche Kostenbelastungen von 127 Euro beziehungsweise 128 Euro für den niedrigen beziehungsweise hohen Preisfad. Durch dieses Muster wird bereits die Anpassung der Haushalte und die damit einhergehende positive Auswirkung auf die Kostenbelastung der Haushalte bei einem hohen Preisfad deutlich. Unter den zum Teil vereinfachten Annahmen unseres Prognosemodells, wie beispielsweise uneingeschränkte Kapitalverfügbarkeit und vollkommenen Informationen über die zukünftige CO₂-Preisentwicklung, zeigen unsere Analysen, dass Haushalte trotz doppelt so hoher CO₂-Preise beim hohen Preisfad im Vergleich zum niedrigen Preisfad im Durchschnitt nahezu gleich stark belastet werden, da Haushalte durch den höheren Preisdruck bereits früher auf emissionsärmere Technologien umsteigen.

Dementsprechend fallen im Jahr 2050 im niedrigen Preisfad die höchsten Kosten pro Person an (117 Euro), während Haushalte im höchsten Preisszenario im Durchschnitt nur noch mit rund 10 Euro pro Kopf und Jahr belastet werden. Obwohl in allen Preisfaden der CO₂-Preis von Jahr zu Jahr steigt, sinkt über die Jahre hinweg die vorhergesagte Pro-Kopf-Kostenbelastung durch den prognostizierten Umstieg auf emissionsärmere Heizungsträger und Kraftstoffe. Dieser Rückgang ist stärker, je höher die CO₂-Preise sind. Dies schließt allerdings einzelne Härtefälle nicht aus, deren Belastung bei hohen CO₂-Preisen deutlich stärker ausfällt.

Die Reduktion der Emissionen und somit auch der Kostenbelastung der Haushalte kann sich je nach vorhandener Technologie und vorhergesagter Anpassung unterscheiden. Daher interessiert uns neben der Betrachtung von Durchschnittswerten insbesondere, wie verschiedene Einkommensgruppen gemäß unseren Prognosen unterschiedlich in den verschiedenen Zukunftsszenarien belastet werden. Dafür betrachten wir die Haushalte wie zuvor anhand von fünf gleich großen Gruppen (Quintile) des Haushaltsnettoäquivalenzeinkommens.

Abbildung 14 und Abbildung 16 zeigen die Verteilung der absoluten Kostenbelastung pro Haushalt durch den CO₂-Preis innerhalb der Quintile (blaue Boxplots), sowie den Median der relativen Kostenbelastung, aufgeteilt in die Quintile des Nettoäquivalenzeinkommens (rote Kurve), jeweils für den niedrigen und hohen Preisfad. Abbildung 14 stellt die Kostenbelastung für den niedrigen Preisfad für die Jahre 2030 bis 2050 dar. Bei einem

niedrigen Preispfad offenbaren sich im Jahr 2030 die typischen, kurzfristigen Verteilungswirkungen. Absolut gesehen steigen die Kostenbelastungen mit dem Einkommen an. Anteilig am Einkommen bezahlen einkommensschwache Haushalte jedoch mehr, sodass die vertikale Verteilungswirkung regressiv ist. Die relative Kostenbelastung liegt für die zwei unteren Quintile bei etwas über 1 % des Einkommens, während sie bei dem oberen Quintil nur noch bei ca. 0,5 % liegt.

Auch wenn die absoluten Mehrkosten im Mittel mit dem Einkommen ansteigen, zeigt die obere und untere Grenze der Boxplots, in welchem Rahmen sich die Mehrkosten für die mittleren 50 % der jeweiligen Einkommensgruppen bewegen. Dadurch wird die Streuung der Kostenbelastung innerhalb der Einkommensgruppen (horizontale Verteilungswirkung) deutlich und zeigt, dass es beispielsweise im untersten Einkommensquintil Haushalte gibt, die absolut genauso viel bezahlen, wie Haushalte im dritten oder sogar obersten Einkommensquintil. Dadurch liegt die relative Kostenbelastung für diese Haushalte bei deutlich über 1 %. Dies bedeutet, dass auch in den zuvor gezeigten durchschnittlichen CO₂-Emissionen der Einkommensgruppen (siehe Abbildung 12 und Abbildung 13) Streuungen auftreten und nicht alle Haushalte gleich schnell auf alternative Technologien umsteigen. Diese Streuung scheint dabei insbesondere in den einkommensstarken Einkommensgruppen höher zu sein, was bedeutet, dass die Lebensstile hier heterogener sind.

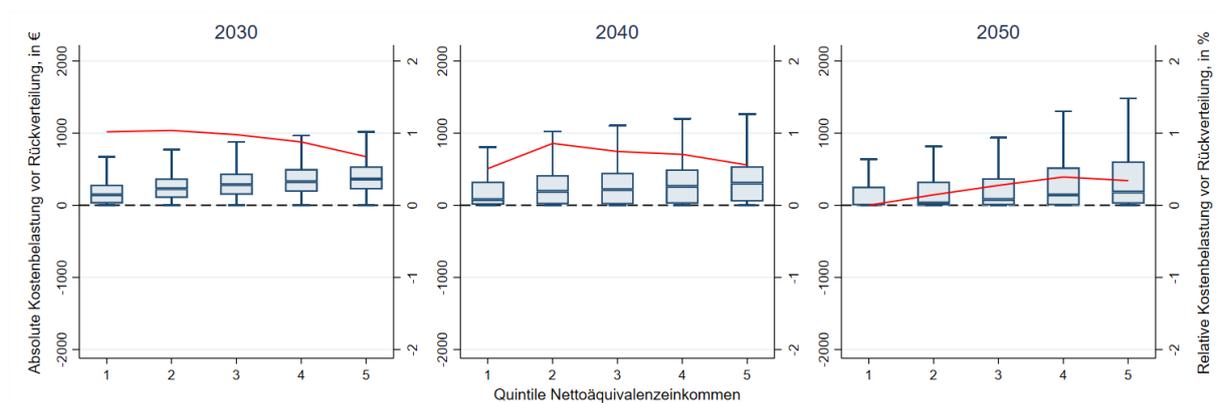


Abbildung 14: Absolute und relative Kostenbelastung pro Haushalt vor Rückverteilung für die Jahre 2030 (80 €/t), 2040 (130 €/t) und 2050 (180 €/t) aufgeteilt nach Nettoäquivalenzeinkommen (niedriger Preispfad). Die mittlere Linie der Boxen gibt den Median der absoluten Kostenbelastung an, während die unteren und oberen Grenzen der Boxen für das 25. und 75. Perzentil der Kostenbelastung stehen. Somit stellt die gesamte Box die mittleren 50 % der Kostenbelastung je Einkommensquintil dar. Die „Whiskers“, also die oberen und unteren Balken, enden mit dem letzten Wert, der die 1,5-fache Länge der Box überschreitet. Die rote Linie gibt den Median der relativen Kostenbelastung (rechte Y-Achse) an. Quelle: Eigene Darstellung

Im Jahr 2040 ist die vorhergesagte absolute sowie relative Kostenbelastung für den niedrigen Preispfad im Median in allen Einkommensgruppen geringer als im Jahr 2030 (Abbildung 14). In den Boxplots sieht man aber weiterhin deutlich die heterogene Anpassung innerhalb der Einkommensgruppen. Auch wenn in allen Einkommensgruppen bereits ein Teil der Haushalte auf emissionsfreie Technologien umsteigen konnte und somit keine Kostenbelastungen mehr trägt, gibt es in allen Einkommensgruppen auch Haushalte, die sich noch nicht angepasst haben und aufgrund des höheren Preises stärker als zuvor belastet werden. Bei Betrachtung der relativen Kostenbelastung fällt auf, dass Haushalte im untersten Einkommensquintil 2040 verhältnismäßig am wenigsten belastet werden und so die Verteilungswirkung zwischen dem ersten und zweiten Einkommensquintil progressiv ist. Der Median der absoluten Kostenbelastung im ersten Quintil liegt bei unter 100 Euro und offenbart den starken prognostizierten Wechsel auf umweltfreundlichere Technologien in unserem Modell, der aufgrund der fehlenden Berücksichtigung von eingeschränkten Investitionsmöglichkeiten überschätzt sein könnte.⁷ Ab dem zweiten Quintil verläuft die Kurve wieder regressiv.

Eine mögliche Erläuterung für die vorhergesagten Technologiewechsel kann die *Variable Importance*⁸ liefern, welche für das ML-Modell bei jedem Punkt in jedem Entscheidungsbaum (*Regression Tree*) des *Random Forests* misst, welche Variable zum Teilen des Datensatzes verwendet wird und somit die Wichtigkeit der jeweiligen Variable für die Vorhersage angibt. Abbildung 15 (a) zeigt beispielhaft die *Variable Importance* für den *Regression Tree* für die Wahrscheinlichkeit Erdgas zum Heizen zu nutzen. Demnach ist das Baujahr des Wohngebäudes die wichtigste Variable, da sie in ca. 40 % der Fälle zum Teilen des Datensatzes (in den ersten vier Ebenen der Bäume) verwendet wird. Das Nettoeinkommen steht an zweiter Stelle. Die Haushaltsgröße hingegen scheint keine große Rolle für die Genauigkeit des Modells zu spielen. Die Wahrscheinlichkeit mit Strom zu heizen ist ebenfalls in besonderem Maße durch das Baujahr und deutlich weniger als die Wahrscheinlichkeit mit Gas zu heizen durch das Einkommen (Abbildung 15 (b)) bestimmt. Die Wichtigkeit des Baujahrs spiegelt sich ebenfalls in den Ergebnissen des *Multinomial Logit*

⁷ Für einkommensschwache Haushalte ist unter bestimmten Bedingungen möglich, dass die Kosten der Unterkunft und Heizung durch Jobcenter oder das Sozialamt übernommen werden. In diesem Fall liegt die Inzidenz des CO₂-Preises nicht auf den Haushalten. Da wir nicht beobachten, für welche Haushalte die Kosten der Unterkunft und Heizung übernommen werden, wird die Kostenbelastung im untersten Einkommensquintil in unserer Berechnung voraussichtlich leicht überschätzt.

⁸ Eine ausführlichere Erläuterung zur *Variable Importance* befindet sich im technischen Anhang.

Modells (MNL) wider, welches wir zur Überprüfung der Ergebnisse des ML-Modells geschätzt haben (Tabelle 4 im Anhang). Die Darstellungen der *Variable Importance* für alle weiteren Energieträger befinden sich im Anhang (Abbildung 29 (a) bis (k)).

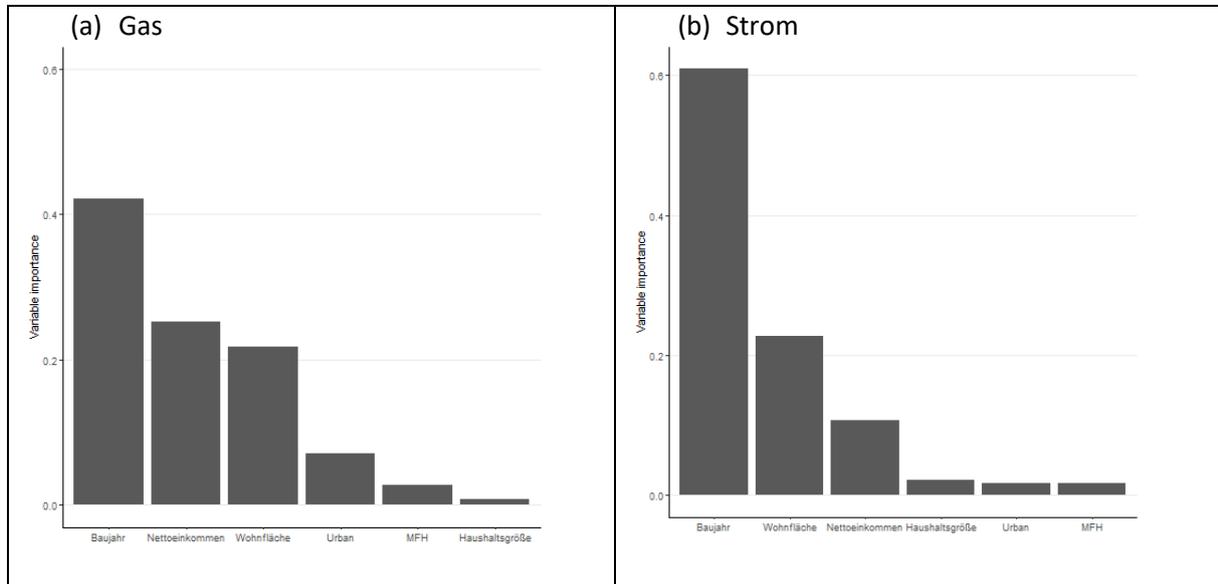


Abbildung 15: Variable Importance für die Wahrscheinlichkeit mit Gas (a) bzw. mit Strom (b) zu heizen. Quelle: Eigene Darstellung

Der Trend der relativen Kostenbelastung über die Einkommensquintile hat sich im Jahr 2050 im Vergleich zum Jahr 2030 bei einem niedrigen Preisfad (Abbildung 14) fast vollständig umgekehrt. Die relative Kostenbelastung steigt nun mit dem Einkommen. Nur im fünften Einkommensquintil ist die relative Kostenbelastung geringer als im vierten Einkommensquintil. Dieses Muster lässt sich durch die absoluten Kostenbelastungen erklären, die mit höheren Einkommen stark ansteigen und vor allem hohe Ausreißer nach oben aufweisen. Bei einem niedrigen CO₂-Preisfad prognostiziert unser Modell folglich, dass vor allem reiche Haushalte auch im Jahr 2050 weiterhin CO₂ emittieren. Wie zuvor gezeigt, machen Gasheizungen bei einkommensstarken Haushalten einen deutlich größeren Anteil aus als bei einkommensschwächeren Haushalten.

Auch wenn es wahrscheinlich ist, dass es die stärkste Streuung bei einkommensstarken Haushalten gibt, da einige dieser Haushalte schnell in emissionsarme Technologien investieren werden, während andere Haushalte lieber eine hohe Belastung durch den CO₂-

Preis in Kauf nehmen als in emissionsarme Technologien zu investieren, ist unser vorhergesagtes Ergebnis der Nullbelastung bei einkommensschwachen Haushalten vermutlich zu extrem. Zu erwarten wäre, dass es hier noch einige Haushalte geben wird, die es sich nicht leisten können, auf emissionsarme Brenn- und Kraftstoffe umzusteigen. Gerade in Mietwohnungen, wo häufiger einkommensschwache Haushalte wohnen, ist ein Gefälle in den Mietpreisen zu erwarten, je nachdem, ob bereits energetisch modernisiert wurde oder nicht. Dabei können modernisierte Wohnungen mit umweltfreundlicher Heizungsanlage tendenziell eher von einkommensstarken Haushalten bezahlt werden, was auch für eine höhere Belastung einkommensschwacher Haushalte sprechen würde. Unsere Ergebnisse werden hier unter anderem von dem hohen vorhergesagten Anteil an Stromheizungen/Wärmepumpen in einkommensschwachen Haushalten getrieben.

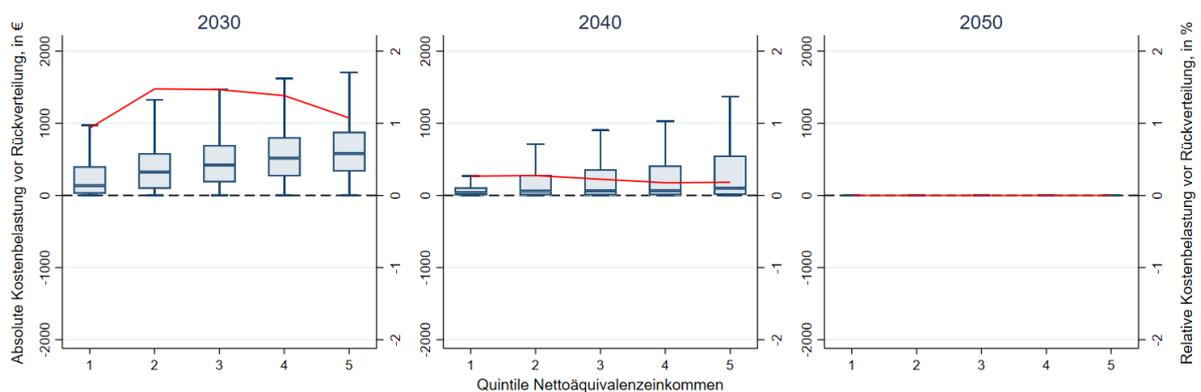


Abbildung 16: Absolute und relative Kostenbelastung vor Rückverteilung für die Jahre 2030 (135 €/t), 2040 (275 €/t) und 2050 (415 €/t) aufgeteilt nach Nettoäquivalenzeinkommen (hoher Preispfad). Die mittlere Linie der Boxen gibt den Median der absoluten Kostenbelastung an, während die unteren und oberen Grenzen der Boxen für das 25. und 75. Perzentil der Kostenbelastung stehen. Somit stellt die gesamte Box die mittleren 50 % der Kostenbelastung je Einkommensquintil dar. Die „Whiskers“, also die oberen und unteren Balken, enden mit dem letzten Wert, der die 1,5-fache Länge der Box überschreite. Die rote Kurve zeigt den Median der relativen Kostenbelastung (rechte Y-Achse) an.

Das Muster bei einem hohen Preispfad hebt sich deutlich vom niedrigen Preispfad ab. Abbildung 16 zeigt die Kostenbelastungen für die Jahre 2030 bis 2050. Bereits im Jahr 2030 unterscheidet sich die Verteilungswirkung stark von den vorhergesagten Kostenbelastungen für den niedrigen Preispfad in Abbildung 14. Zum einen sind die Belastungen erwartungsgemäß höher als im niedrigen Preispfad, zum anderen ist die relative Kosten-

belastung hier im ersten Einkommensquintil am niedrigsten. Im zweiten Einkommensquintil fällt sie deutlich höher aus und sinkt dann mit steigenden Einkommen wieder ab. Während einkommensschwache Haushalte laut unseren Vorhersagen bereits 2030 stark auf das Signal eines hohen CO₂-Preises durch einen Wechsel auf emissionsarme Kraft- und Brennstoffe reagieren, werden vor allem die unteren mittleren Einkommensschichten noch sehr stark vom CO₂-Preis belastet.

Im Jahr 2040 sinken die Belastungen im Vergleich zu 2030, aber auch im Vergleich zum Jahr 2040 des niedrigen Preispfads (Abbildung 16). Die absolute Kostenbelastung für das unterste Einkommensquintil liegt im Median fast bei null, trotzdem ist die relative Kostenbelastung für diese Gruppe mit am höchsten, da die absolute Medianbelastung im Jahr 2040 in allen Einkommensgruppen nahe bei null liegt und somit die relative Kostenbelastung mit höheren Einkommen abnimmt. Allerdings beträgt die relative Kostenbelastung im untersten Einkommensquintil unter 0,5 % des Einkommens und ist im zweiten Einkommensquintil geringfügig höher. Die rote Linie in den Grafiken stellt jedoch nur die relative Medianbelastung dar. Wie die Boxplots der absoluten Kostenbelastung zeigen, gibt es innerhalb der Einkommensgruppen wie auch beim niedrigen Preispfad starke Streuungen nach oben, sodass in diesen Haushalten auch die relative Kostenbelastung höher ausfallen kann.

Im Jahr 2050 sind die Emissionen so gering, dass die absolute Kostenbelastung durch den CO₂-Preis für die meisten Haushalte bei 0 Euro liegt (Abbildung 16). Dadurch beträgt auch die durchschnittliche relative Kostenbelastung für die meisten Haushalte null und es sind weder zwischen den Einkommensgruppen noch innerhalb der Einkommensgruppen Unterschiede zu erkennen.

ii. Analyse der Mehrkosten für Haushalte durch CO₂-Preise mit Rückverteilung

In diesem Abschnitt untersuchen wir die Verteilungswirkungen nach Einführung einer direkten Rückverteilung der Einnahmen aus dem CO₂-Preis in Form einer Pro-Kopf-Pauschale. Diese auch als „Klimadividende“ beziehungsweise „Klimageld“ bekannte Rückverteilung wurde von der Bundesregierung angekündigt, im Jahressteuergesetz 2022

wurden zudem erste rechtliche Rahmenbedingungen gesetzt, zum Zeitpunkt der Einführung oder der Ausgestaltung gibt es jedoch noch keine Informationen. Eine Pro-Kopf-Pauschale ist unter Ökonom*innen eine beliebte Art der Rückverteilung, da sie, wie in verschiedenen Studien gezeigt, in der kurzfristigen Betrachtungsweise progressiv wirkt und somit erfolgreich die regressive Verteilungswirkung einer CO₂-Bepreisung umkehrt (siehe Preuß et al. 2019; Kaestner und Sommer 2021).

Wie zuvor berechnen wir die Nettobelastung nach Auszahlung einer Pro-Kopf-Pauschale für die verschiedenen CO₂-Preispfade. Die Höhe der Pro-Kopf-Pauschale ergibt sich aus den Gesamtemissionen aus den Bereichen Verkehr und Wärme der Haushalte in unseren Haushaltsdaten und dem entsprechenden CO₂-Preis, wodurch das gesamte Finanzaufkommen durch die Bepreisung berechnet werden kann. Geteilt durch die Anzahl an Personen in den Haushaltsdaten ergibt sich die Pro-Kopf-Pauschale. Bei einer vollständigen Rückerstattung der Einnahmen entspricht die Pro-Kopf-Pauschale somit genau den durchschnittlichen Pro-Kopf-Kostenbelastungen, die in Tabelle 2 dargestellt sind.

Wie auch von der kurzfristigen Verteilungswirkung eines CO₂-Preises mit Pro-Kopf-Pauschale bekannt, wirkt bei einem niedrigen Preispfad bereits im Jahr 2030 die Rückverteilung progressiv, sodass sie einkommensschwache Haushalte verhältnismäßig stärker entlastet als einkommensstarke Haushalte (Abbildung 17). Für eine durchschnittliche Person stellt ein CO₂-Preis mit Pro-Kopf-Rückerstattung ein Nullsummenspiel dar, da die Pro-Kopf-Pauschale genau der Pro-Kopf-Belastung entspricht. Da einkommensschwächere Haushalte aber in der Regel unterdurchschnittlich viel verbrauchen und einkommensstarke Haushalte überdurchschnittlich viel, findet somit in der kurzen Frist eine Umverteilung statt.

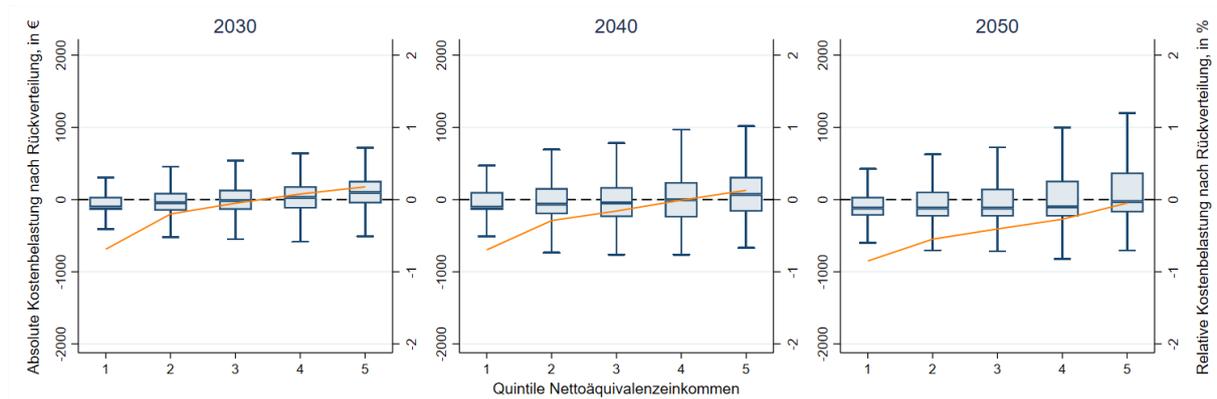


Abbildung 17: Absolute und relative Kostenbelastung nach Rückverteilung für die Jahre 2030 (80 €/t), 2040 (130 €/t), 2050 (180 €/t) aufgeteilt nach Nettoäquivalenzeinkommen (niedriger Preispfad). Die mittlere Linie der Boxen gibt den Median der absoluten Kostenbelastung an, während die unteren und oberen Grenzen der Boxen für das 25. und 75. Perzentil der Kostenbelastung stehen. Somit stellt die gesamte Box die mittleren 50 % der Kostenbelastung je Einkommensquintil dar. Die „Whiskers“, also die oberen und unteren Balken, enden mit dem letzten Wert, der die 1,5-fache Länge der Box überschreitet. Die orangefarbene Kurve zeigt den Median der relativen Kostenbelastung (rechte Y-Achse) an. Quelle: Eigene Darstellung

Dieser Effekt verstärkt sich 2040 noch weiter, wobei nun im Vergleich zu 2030 nicht nur das erste, sondern auch das zweite und dritte Einkommensquintil absolut und anteilig an ihrem Einkommen im Median entlastet werden (Abbildung 17). Zu beachten ist hier, dass mit höheren CO₂-Preisen zwar einerseits das Steueraufkommen, welches an Haushalte zurückverteilt werden kann, ceteris paribus steigt. Gleichzeitig sinken aber die Emissionen der Haushalte, sodass die Pro-Kopf-Pauschale im Vergleich zu 2030 niedriger ausfällt (Tabelle 2). Dementsprechend werden Haushalte, die noch nicht auf emissionsärmere Brenn- oder Kraftstoffe umgerüstet haben, weniger entlastet als im Jahr 2030. Daher fällt auch auf, dass die horizontale Ungleichheit durch eine Rückverteilung zum Teil verstärkt wird, insbesondere im untersten Einkommensquintil.

Im Jahr 2050 sehen wir weiterhin die progressive Verteilungswirkung durch die Rückverteilung, auch wenn die jährliche Pro-Kopf-Pauschale nun noch bei 117 Euro (im Vergleich zu 127 und 143 in den Jahren 2040 und 2030) liegt. Die Tatsache, dass die Pro-Kopf-Pauschale nicht deutlich niedriger als im Jahr 2040 ist, unterstreicht, dass unter dem niedrigen Preispfad gemäß unseren Vorhersagen von einigen Haushalten immer noch CO₂ emittiert wird und somit weiterhin Einnahmen zur Rückverteilung generiert werden. Auffällig ist, dass im Jahr 2050 nicht mehr das unterste Einkommensquintil, sondern das

dritte Einkommensquintil absolut gesehen im Median die niedrigste Belastung trägt. Insgesamt werden 2050 alle Haushalte im Median netto entlastet, in allen Einkommensgruppen gibt es aber Ausreißer in beide Richtungen, insbesondere nach oben.

Bei einem hohen CO₂-Preispfad sieht 2030 die Kostenbelastung der verschiedenen Haushaltsgruppen zum Teil deutlich anders aus (Abbildung 18). Bereits ohne Rückverteilung wurden bei einem hohen Preispfad die Haushalte im ersten Einkommensquintil im Verhältnis zu ihrem Einkommen weniger stark belastet als Haushalte im zweiten Einkommensquintil. Dementsprechend profitieren diese einkommensschwächsten Haushalte gemäß unseren Vorhersagen besonders stark von einer Rückverteilung, da sie bereits stark auf emissionsärmere Technologien umgestiegen sind und durch die Pro-Kopf-Pauschale zusätzlich entlastet werden. Im Vergleich zum niedrigen Preispfad sehen wir hier folglich eine noch stärkere progressive Verteilungswirkung.

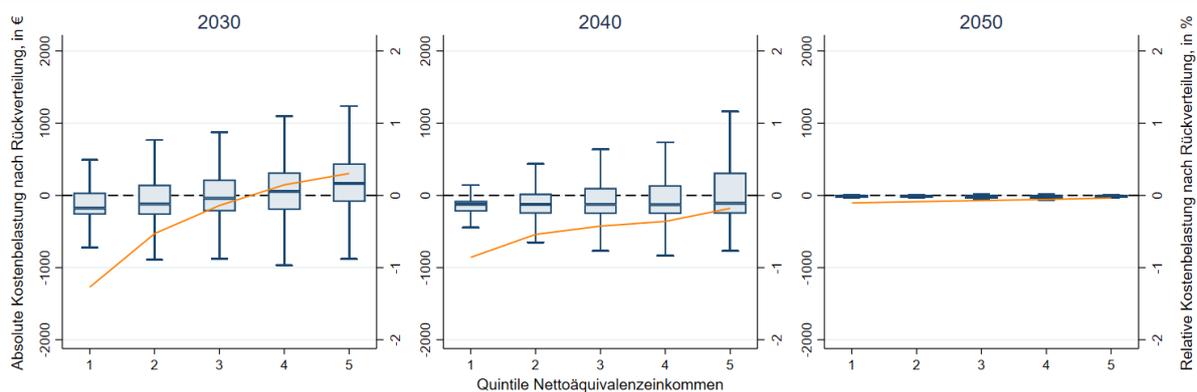


Abbildung 18: Absolute und relative Kostenbelastung nach Rückverteilung für die Jahre 2030 (135 €/t), 2040 (275 €/t) und 2050 (415 €/t) aufgeteilt nach Nettoäquivalenzeinkommen (hoher Preispfad). Die mittlere Linie der Boxen gibt den Median der absoluten Kostenbelastung an, während die unteren und oberen Grenzen der Boxen für das 25. und 75. Perzentil der Kostenbelastung stehen. Somit stellt die gesamte Box die mittleren 50 % der Kostenbelastung je Einkommensquintil dar. Die „Whiskers“, also die oberen und unteren Balken, enden mit dem letzten Wert, der die 1,5-fache Länge der Box überschreitet. Die orangefarbene Kurve zeigt den Median der relativen Kostenbelastung (rechte Y-Achse) an. Quelle: Eigene Darstellung

Bereits im Jahr 2040 würden unter dem hohen Preispfad dann alle Einkommensgruppen im Median eine Netto-Entlastung erfahren (Abbildung 18). Hier wird noch einmal die weiter fortgeschrittene Technologieanpassung im Vergleich zum niedrigen Preispfad deutlich, da 2040 die Pro-Kopf-Pauschale unter dem niedrigen und hohen Preispfad ungefähr gleich hoch ist (127 bzw. 128 Euro), aber Haushalte im niedrigen Preispfad noch nicht

alle netto entlastet wurden (vergleiche Abbildung 17 und Abbildung 18). Die progressive Verteilungswirkung bleibt weiter bestehen.

2050 sehen wir kaum Unterschiede im Vergleich zu der Verteilungswirkung ohne Rückverteilung bei einem hohen CO₂-Preis (Abbildung 18). Da fast alle Haushalte laut unseren Vorhersagen bis 2050 auf alternative Technologien umgestiegen wären, ist die Kostenbelastung für alle Haushalte sehr niedrig und dementsprechend werden auch kaum noch Einnahmen aus dem CO₂-Preis generiert. Besser als zuvor erkennt man nun, dass es noch wenige Haushalte gibt, die CO₂ emittieren. Diese Haushalte gehören in den Vorausagen zu den einkommensstärksten Haushalten, sodass die wenigen aus dem CO₂-Preis generierten Einnahmen von diesen Haushalten kommen und einkommensschwache Haushalte im Verhältnis zu ihrem Einkommen stärker von der Rückverteilung von 10 Euro im Jahr profitieren, sodass selbst 2050 die Verteilungswirkung noch progressiv ist. Dass es vor allem einkommensstarke Haushalte sind, die laut unseren Vorhersagen noch CO₂ emittieren, erscheint nachvollziehbar, da diese Haushalte es sich am ehesten leisten können, hohe CO₂-Preise zu zahlen.

Zusammenfassend lässt sich erkennen, dass die Preispfade in der kurzen Frist ein sehr unterschiedliches Signal senden, wodurch sich die Verteilungswirkungen zwischen den beiden Preispfaden insbesondere im Jahr 2030 deutlich unterscheiden. Da das kurzfristige Signal und dadurch ausgelöste Technologieanpassung aber auch die Kostenbelastung in der langen Frist beeinflusst, sehen wir auch dort starke Unterschiede in der Kostenbelastung. Dies lässt sich gut in den folgenden Abbildungen (Abbildung 19) zusammenfassend für die Jahre 2030 bis 2050 erkennen.

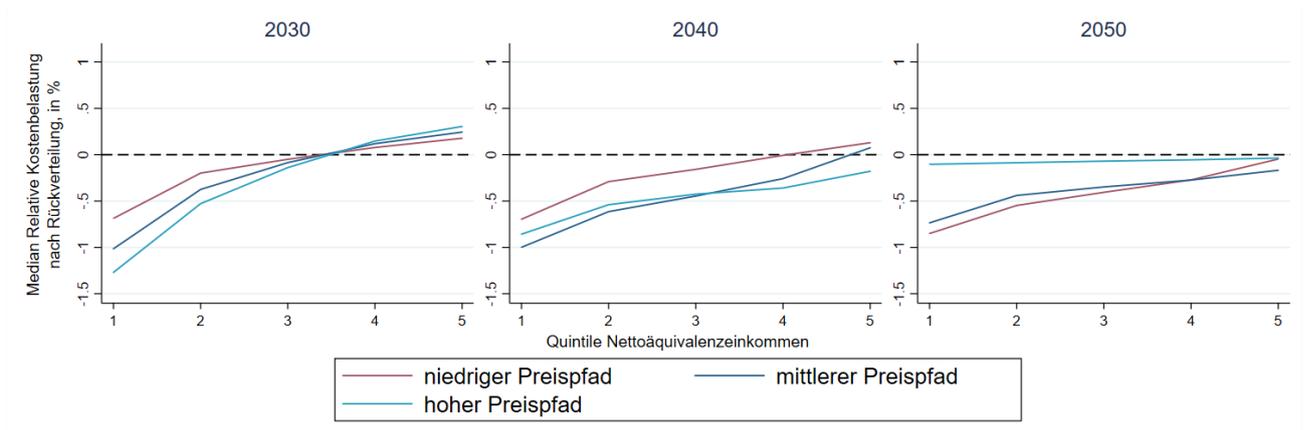


Abbildung 19: Relative Kostenbelastung nach Rückverteilung für die Jahre 2030, 2040 und 2050 (alle Preispfade) aufgeteilt nach Nettoäquivalenzeinkommen. Quelle: Eigene Darstellung

Während alle Preispfade nach Rückverteilung progressiv wirken, werden einkommensschwache Haushalte 2030 unter dem hohen Preispfad am stärksten entlastet und steigen gemäß unseren Vorhersagen folglich durch den hohen Kostendruck mit als erstes auf saubere Brenn- und Kraftstoffe um. Die höchste Kostenbelastung erfahren 2030 wiederum ebenfalls Haushalte unter dem hohen Preispfad, nämlich die einkommensstärksten, die im Mittel noch CO₂ emittieren und durch einen hohen CO₂-Preis stark belastet werden.

2040 sieht man dann bereits eine umfassende Anpassung aller Einkommensgruppen unter dem hohen Preispfad, sodass hier die Belastung in allen Gruppen konsequent niedriger ist als unter dem niedrigen Preispfad, obwohl höhere CO₂-Preise gelten, während die Entlastung über eine Pro-Kopf-Rückverteilung nahezu gleich hoch bleibt. 2050 werden Haushalte unter dem niedrigen Preispfad im Mittel noch stark entlastet, da durch Haushalte, die immer noch CO₂ emittieren, weiterhin Einnahmen, die an die Haushalte rückverteilt werden können, generiert werden. Unter dem hohen Preispfad entstehen fast keine Einnahmen mehr, da nur noch wenige Haushalte, vor allem einkommensstarke, CO₂ emittieren.

5. Diskussion

Die hier prognostizierten langfristigen Belastungen und Verteilungswirkungen durch den CO₂-Preis sind ein erster Anhaltspunkt in einem wichtigen, wissenschaftlich bisher aber nur begrenzt untersuchten Themenkomplex. Es handelt sich um einen neuartigen Ansatz, der bisher noch nicht für derartige Untersuchungen verwendet wurde. Allerdings unterliegt die von uns gewählte Methodik auch diversen Einschränkungen, die bei der Interpretation unbedingt berücksichtigt werden sollten.

Energiesystemmodelle sind gut dafür geeignet, die systematischen Wirkungen von CO₂-Preisen zu bewerten, insbesondere, wenn sektorübergreifende Effekte eine Rolle spielen. Die bisherigen Arbeiten zur langfristigen Verteilungswirkung von CO₂-Preisen wurden bisher meist aus der Akteursperspektive durchgeführt, was zu einer Vernachlässigung systemischer Effekte führt. In vorherigen Untersuchungen konnte gezeigt werden, dass gerade der Fernwärme-Bereich stark davon beeinflusst wird, ob ein sektorübergreifender oder ein sektoraler CO₂-Preis gilt (Kattelman et al. 2022).

Die Modellierung mittels eines Energiesystemmodells unterliegt gewissen Annahmen, die in Summe dazu führen könnten, die Wirkung von CO₂-Preisen hinsichtlich der Emissionsminderung zu überschätzen. Zum einen sind dem Modell alle Parameter wie Kosten, Nachfragen und eben CO₂-Preise über den gesamten Optimierungszeitraum bekannt, so dass das intertemporale Optimum ermittelt werden kann. Dies führt in der Regel zu einer Überschätzung der Wirkung von CO₂-Preisen (Fuso Nerini et al. 2017). Aus Sicht von Gebäudeeigentümer*innen zum Beispiel bedeutet dies, dass alle Entscheidungen rational sowie unter vollständiger Information über aktuelle und zukünftige Preise getroffen werden.

Zudem wird die Kapitalverfügbarkeit einzelner Haushalte nicht berücksichtigt, ebenso wenig wie das Mieter-Vermieter-Dilemma (George et al. 2023), das heißt mögliche fehlende Anreize der Vermietenden, in Energieeffizienzmaßnahmen zu investieren, sowie sonstige sozio-ökonomische Einschränkungen (Maerz 2018) werden nicht abgebildet. Da einkommensschwächere Haushalte häufiger zur Miete wohnen oder Schwierigkeiten haben, Kapital für eine Umstellung auf eine Wärmepumpe beziehungsweise ein Elektroauto

aufzubringen, führt die fehlende Möglichkeit, diese Sachverhalte modelltechnisch abzubilden, höchstwahrscheinlich zu einer Überschätzung der Anpassungsfähigkeit einkommensschwacher Haushalte. Ginge man von der vermutlich realistischeren Annahme aus, dass diese Haushalte sich aufgrund diverser Einschränkungen nicht ausreichend schnell auf hohe CO₂-Preise einstellen können, so würde die Wirkung der CO₂-Preise deutlich regressiver ausfallen. Da das Einkommen als erklärende Variable für den Energieträger genutzt wird, sollte dies allerdings durch die Vorhersagen des Mikrosimulationsmodells zumindest zum Teil aufgefangen werden.

Andere Einschränkungen ergeben sich aus der Zuordnung der Ergebnisse aus dem Energiesystemmodell zum Mikrosimulationsmodell. Auch wenn der ML-Ansatz deutliche Vorteile gegenüber bisher üblichen Ansätzen wie der Regressionsanalyse aufweist, so ergeben sich dennoch zwei methodische Einschränkungen. Erstens ordnet der Algorithmus die Ergebnisse immer periodenscharf zu, so dass Pfadabhängigkeiten und Lock-In-Effekte nicht berücksichtigt werden können. So kann es vorkommen, dass laut Vorhersage ein Haushalt 2030 von Öl auf Gas umsteigt und 10 Jahre später dann erneut beispielsweise zu Fernwärme wechselt. Solche relativ regelmäßigen Wechsel sind zwar theoretisch denkbar, treten in unserem Modell aber aufgrund der fehlenden Pfadabhängigkeit vermutlich deutlich zu häufig auf. Zweitens basieren alle Voraussagen auf gegenwärtigen sozio-ökonomischen Daten. Hier sehen wir beispielsweise, dass einkommensschwache Haushalte eher mit Fernwärme und Öl heizen, während einkommensstarke Haushalte derzeit häufig Erdgas nutzen. Dieser Zusammenhang fließt auch in die Vorhersagen des ML-Ansatzes ein, sodass einkommensstarke Haushalte eine hohe Wahrscheinlichkeit zugeordnet bekommen, mit Gas zu heizen. Da Ölheizungen durch einen steigenden CO₂-Preis als erstes aus dem Gebäudebestand verdrängt werden, und Gasheizungen in späteren Perioden noch CO₂ emittieren, ergibt sich bei der Zuordnung in späteren Perioden, dass vor allem einkommensstarke Haushalte weiter CO₂ ausstoßen. Mit dem hier gewählten Ansatz kann die zukünftige Entwicklung, bei der wir erwarten würden, dass tendenziell eher einkommensstarke Haushalte in klimaneutrale Technologien investieren, daher nur teilweise abgebildet werden. Hinzu kommt der geringe Anteil von Wärmepumpen in unseren Haushaltsdaten aus dem Jahr 2018, der ebenfalls die Vorhersagen stark beeinflusst und so zu einem anderen Bild führt, als es voraussichtlich Vorhersagen basierend auf Daten aus dem Jahr 2023 tun würden.

In der Summe ergibt sich somit ein recht positives Bild, insbesondere für einkommensschwache Haushalte. Die Mehrzahl der methodischen Einschränkungen, die sich aus dem von uns gewählten Ansatz ergeben, führen somit höchstwahrscheinlich zu einer deutlichen Unterschätzung der Belastung einkommensschwächerer Haushalte. Die hier gezeigten Ergebnisse stellen sozusagen ein Best-Case-Szenario dar, bei dem beispielsweise der Fernwärmeausbau voranschreitet, finanzielle Unterstützung wie Kredite auch für einkommensschwache Haushalte breit und unkompliziert zugänglich sind, sowie das Informationsniveau (Carbon Literacy) der Bevölkerung über die zukünftige CO₂-Preisentwicklung überhöht ist.

Zudem werden immer die gemittelten Belastungen beziehungsweise Entlastungen dargestellt. Dies bedeutet aber nicht, dass keine Fälle extremer Belastung auftreten können, sondern dass im Mittel die CO₂-Bepreisung mit Rückverteilung, unter den hier getroffenen Einschränkungen, progressiv wirkt.

Daher sollte diese Analyse vorrangig als ein methodischer Beitrag verstanden werden, der einen Ansatz für eine erste Einschätzung der langfristigen Verteilungswirkungen ermöglicht. Zukünftige Arbeiten können auf diesem Ansatz aufbauen, um die erwähnten Einschränkungen durch methodische Weiterentwicklung in Zukunft besser zu adressieren.

6. Fazit

In der vorliegenden Analyse haben wir die langfristigen Verteilungswirkungen verschiedener CO₂-Preispfade auf private Haushalte untersucht. Der Großteil der bestehenden Analysen zu Verteilungswirkungen konzentriert sich auf kurzfristige Verteilungswirkungen, wobei keine langfristigen Verhaltensanpassungen, wie Investitionen in eine neue, umweltfreundliche Heizung, berücksichtigt werden können. Mithilfe eines Energiesystemmodells und dessen Verknüpfung mit Haushaltsdaten sowie der Prognose von Energieträgerwechseln auf Grundlage von *Machine Learning*-Methoden stellt diese Analyse einen ersten methodischen Ansatz dar, um auch langfristige Verteilungswirkungen abzuschätzen.

Unsere Ergebnisse zeigen, dass die Preispfade sehr unterschiedliche Signale an Haushalte senden, um auf klimafreundliche Alternativen umzusteigen, wodurch sich die Verteilungswirkungen zwischen den beiden Preispfaden deutlich unterscheiden. Da das kurzfristige Signal und dadurch ausgelöste Technologieanpassungen ebenfalls die Kostenbelastung in der langen Frist beeinflussen, sehen wir auch dort starke Unterschiede in der Kostenbelastung. Unter einem hohen CO₂-Preisfad erfahren alle Haushalte kurzfristig höhere Kostenbelastungen als unter einem niedrigen Preisfad. Mittelfristig schwächt sich die Belastung durch hohe Preise aber in Folge von Anpassungen seitens der Haushalte bereits ab, während der niedrige Preisfad weniger Anpassungen auslöst und die Kostenbelastungen somit noch höher bleiben. Langfristig sehen wir drastische Unterschiede, da bei einem hohen CO₂-Preisfad fast alle Haushalte emissionsfrei werden und somit keine Belastung mehr tragen, während bei einem niedrigen CO₂-Preisfad ein beachtlicher Anteil an Haushalten weiterhin CO₂ emittiert.

Beide CO₂-Preispfade wirken zunächst größtenteils regressiv, wobei durch unsere Vorhersagen eine schnelle Technologieanpassung in den einkommensschwächsten Haushalten zu beobachten ist, sodass die regressiv Wirkung im Zeitverlauf abnimmt. Eine Pro-Kopf-Pauschale kann sowohl unter dem niedrigen als auch unter dem hohen Preisfad bereits kurzfristig die regressiv Verteilungswirkung in eine progressive Verteilungswirkung umkehren, sodass einkommensschwache Haushalte im Verhältnis zu ihrem Einkommen weniger stark belastet werden.

Unsere Vorhersagen stellen insgesamt ein positives Bild dar, da einkommensschwache Haushalte schnell auf alternative Technologien umsteigen und am Ende des Betrachtungszeitraums 2050 noch vorwiegend einkommensstarke Haushalte CO₂ emittieren. Auch wenn dies zum Teil logisch erscheint, da letztere es sich wahrscheinlich am ehesten leisten können, einen Preis auf CO₂ zu zahlen, sind unsere Vorhersagen aufgrund einiger Modelleinschränkungen voraussichtlich zu optimistisch. Die wichtigsten Einschränkungen und optimistischen Annahmen sind ein schnelles Voranschreiten des Fernwärmeausbaus im Energiesystemmodell, eine perfekte Voraussicht der Haushalte über die zukünftige Entwicklung des CO₂-Preises sowie keine finanziellen Einschränkungen bei der Anschaffung neuer Technologien.

Dies sollte zwar durch die Vorhersagen des Mikrosimulationsmodells zumindest zum Teil aufgefangen werden, da das Einkommen als erklärende Variable für den Energieträger genutzt wird. Durch die genutzte Ausgangslage der Haushalte basierend auf Haushaltsdaten aus dem Jahr 2018 und somit einer beispielsweise niedrigen Verbreitung von Wärmepumpen werden die Ergebnisse aber trotzdem beeinflusst. Somit ist bei gleichen Modelleinschränkungen, aber Nutzung von neueren Haushaltsdaten bereits ein anderes und voraussichtlich für die Zukunft robusteres Bild zu erwarten.

Abschließend sehen wir unsere Analyse als einen ersten methodischen Ansatz, um langfristige Verteilungswirkungen abzuschätzen. Zukünftige Forschung könnte darauf aufbauen und versuchen, die Einschränkungen unseres Modells zu überwinden. Unsere Analyse zeigt darüber hinaus, dass bei Erfüllung unserer Modellannahmen eine verteilungsgerechte Transformation möglich ist. Dies bedeutet einerseits, dass Haushalte Klarheit und Sicherheit über die zukünftige CO₂-Preis Entwicklung brauchen, damit effiziente Investitionsentscheidungen getroffen werden können. In Anbetracht der aktuellen Diskussion in Deutschland rund um Einbauverbote von Heizungen und einer gleichzeitigen Sorge der Politiker*innen vor einer fehlenden Unterstützung hoher CO₂-Preise, ist es wichtig, die möglichen langfristigen Folgen eines CO₂-Preises und insbesondere hoher CO₂-Preisfade, die zur Erreichung der Klimaschutzziele notwendig sein werden, abzuschätzen. Eine gute Kommunikation dessen, was auf Haushalte zukommen könnte und wie eine Rückverteilung der Einnahmen gleichzeitig zu Entlastungen führen würde,

könnte Unsicherheiten der Haushalte über die Zukunft ausräumen und die Entscheidungen bezüglich notwendiger Anpassungen leichter machen.

Außerdem zeigen unsere Ergebnisse, dass bei Ausräumung von Liquiditätsbeschränkungen langfristig und insbesondere bei hohen CO₂-Preisen eine verteilungsgerechte Transformation möglich ist. Während bei einkommensstarken Haushalten seltener die Liquiditätsbeschränkungen ein Hindernisgrund für die Transformation sein dürften und hier möglicherweise andere Kanäle gewählt werden müssen, um die Transformation stärker voranzutreiben, dürften Liquiditätsbeschränkungen bei einkommensschwachen Haushalten ein häufiger Grund für fehlende Investitionen in neue Technologien und daher höhere Kostenbelastungen sein. Gezielte Unterstützung einkommensschwacher Haushalte bei anstehenden Investitionen, die idealerweise noch stärker als in aktuellen und diskutierten Förderprogrammen vorgesehen sind, könnten die Transformation selbst unter hohen CO₂-Preisen sozial gerecht vorantreiben.

Technischer Anhang

Das Energiesystemmodell TIMES PanEU

Für unsere Analyse verwenden wir das Energiesystemmodell TIMES PanEU, welches 30 Regionen (EU27, Norwegen, Schweiz und Vereinigtes Königreich) abbildet. Es werden für jede Region alle Sektoren, die mit Energienachfrage und -verbrauch einhergehen, abgebildet. Das Modell minimiert die Zielfunktion, die die gesamten diskontierten Systemkosten für den Zeitraum von 2010 bis 2050 darstellt (Kattelman et al. 2021). Es wird ein vollständiger Wettbewerb zwischen den Technologien sowie unbegrenzte Kapitalverfügbarkeit bei Haushalten unterstellt. Das Modell löst unter *Perfect Foresight*, das heißt, alle zukünftigen Technologie-, Preis- und Nachfrageentwicklungen sind jederzeit bekannt.

Abgebildet sind unter anderem die Bereitstellung von Primärenergie, der Umwandlungssektor mit der öffentlichen und industriellen Erzeugung von Treibstoffen, Wärme und Elektrizität, sowie alle relevanten Endenergiesektoren. Dies umfasst die detaillierte Abbildung des Industriesektors, von Gewerbe, Handel, Dienstleistungen (GHD), Haushalten, Landwirtschaft und Verkehr (Burkhardt und Blesl 2022). Das Referenzenergiesystem von TIMES PanEU ist in Abbildung 20 dargestellt.

Dabei werden dem Modell exogen Nachfragen nach diversen Gütern beziehungsweise Dienstleistungen vorgegeben. Zudem fließen Angaben zu Investitionskosten, Wartungs- und Betriebskosten sowie variable Betriebskosten sowie Importpreise als Input in das Modell ein. Die Preise für die Energieträger in den Endenergiesektoren werden dann modellendogen ermittelt.

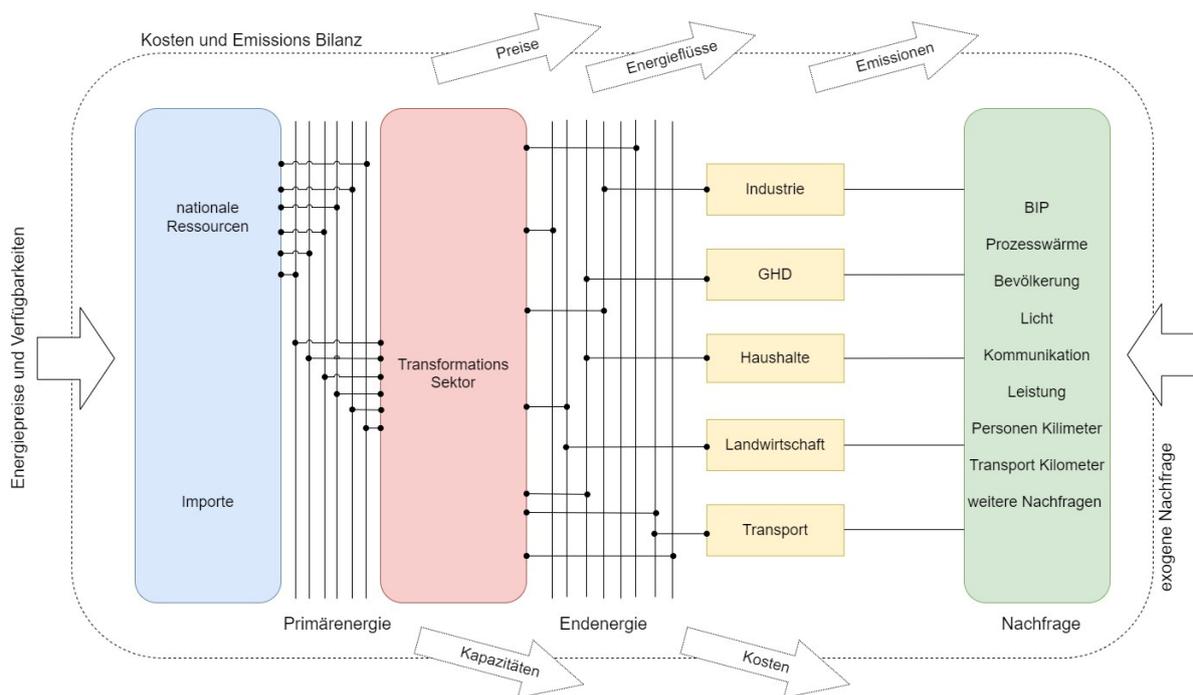


Abbildung 20: Schematische Darstellung des Referenzenergiesystemmodells in TIMES PanEU. Quelle Eigene Darstellung, Bildrechte Felix Lippkau

Der Verkehrssektor teilt sich auf in motorisierten Individualverkehr mit der Differenzierung nach Autos und Motorrädern, öffentlichen Personenverkehr (ÖPNV, Bahn, Bus), Güterverkehr (aufgeteilt in kleine und große LKW, Güterschienenverkehr) sowie Schiffs- und Flugverkehr. Für die Betrachtungen bezüglich der langfristigen Verteilungswirkungen sind hier insbesondere der Auto- und Motorradverkehr von Bedeutung.

Da die Nachfrage exogen vorgegeben werden muss, kann kein endogener *modal shift* (Verkehrsverlagerung) als Modellergebnis ausgegeben werden. Somit wird von einem Anstieg des motorisierten Individualverkehrs ausgegangen, also von einer Fortsetzung bereits bestehender Trends. Mit welcher Technologie dieser Bedarf dann erfüllt wird, entscheidet das Modell endogen.

Der Haushaltssektor umfasst vor allem die Anwendungen Raumwärme, Brauchwarmwasser, Kühlung, und andere Bedarfe wie Beleuchtung, Kochen und verschiedene weitere Verbräuche der Haushalte. Die Wohngebäude, welche die Basis für Raumwärme, Brauchwarmwasser und Kühlung darstellen, sind disaggregiert. Hier wird zunächst zwischen Einfamilien- beziehungsweise Zweifamilienhäuser und Mehrfamilienhäusern unterteilt.

Die Einfamilien- beziehungsweise Zweifamilienhäuser werden zudem hinsichtlich ihrer Lage (städtisch oder ländlich) unterschieden. Darüber hinaus werden alle Wohngebäude in vier Altersklassen eingeteilt: bis 1979, 1980-1990, 1991-2009 und Neubau (ab 2010). In Abhängigkeit der Baualtersklasse werden unterschiedliche gemittelte Sanierungszustände und damit einhergehend abweichende Bedarfe für Raumwärme sowie spezifische Kosten für Heizungssysteme unterstellt. Auf Grund des gewählten Ansatzes wurde eine modellendogene Sanierung nicht erlaubt. Somit werden Energieeffizienzmaßnahmen nicht weiter betrachtet, da diese mit der gewählten Methode ohnehin nicht fest einzelnen Haushalten zugeordnet werden könnten.

CO₂-Preise werden dem Modell ebenfalls exogen vorgegeben. Die Auswahl der Preispfade beruht dabei auf Erfahrungen aus vorausgehenden Arbeiten (Kattelman et al. 2022; Burkhardt und Blesl 2022). Dabei wird unterstellt, dass diese CO₂-Preise sektorübergreifend gelten, da es sonst zu Verlagerungen zwischen den ETS- und ESR-Sektoren kommt (Kattelman et al. 2022). Ohnehin wird mittel- bis langfristig ein Sektor übergreifendes Emissionshandelssystem, also eine Zusammenführung von EU-ETS und EU-ETS II, angestrebt. Für die vorliegende Analyse wurden drei CO₂-Preispfade vorgegeben. Dabei unterscheiden sich die gewählten Preispfade hinsichtlich ihrer jährlichen Steigung, sowie geringfügig im Wert für das Jahr 2025 (55 bzw. 65 €/t CO₂) (vgl. Abbildung 21). Diese werden im Modell als zusätzliche Kosten abgebildet, die anfallen, wenn CO₂ emittiert wird. So etablierte Preispfade bestimmen also das Investitionsverhalten im Modell maßgeblich und führen zu anderen Ergebnissen bezüglich der gewählten Technologien und eingesetzten Energieträger, um die Bedarfe in den Endenergiesektoren zu bedienen.

Neben den CO₂-Preispfaden sind keine weiteren Politikmaßnahmen vorgegeben, die die Einhaltung der Klimaziele sicherstellen. Die Tiefe und Geschwindigkeit hängt somit maßgeblich von der Höhe des CO₂-Preispfades ab. In der Realität wird vermutlich auf einen Mix aus Instrumenten gesetzt werden, bei dem die CO₂-Bepreisung entweder als Leitinstrument oder Teil eines breiten Instrumentenmixes dient (Berneiser et al. 2021). Zudem geht das Modell davon aus, dass installierte Heizungen oder gekaufte Autos nicht über die technische Lebensdauer, die dem Modell exogen vorgegeben ist, genutzt werden. Eine vorzeitige Umstellung auf eine andere Technologie ist jedoch möglich.

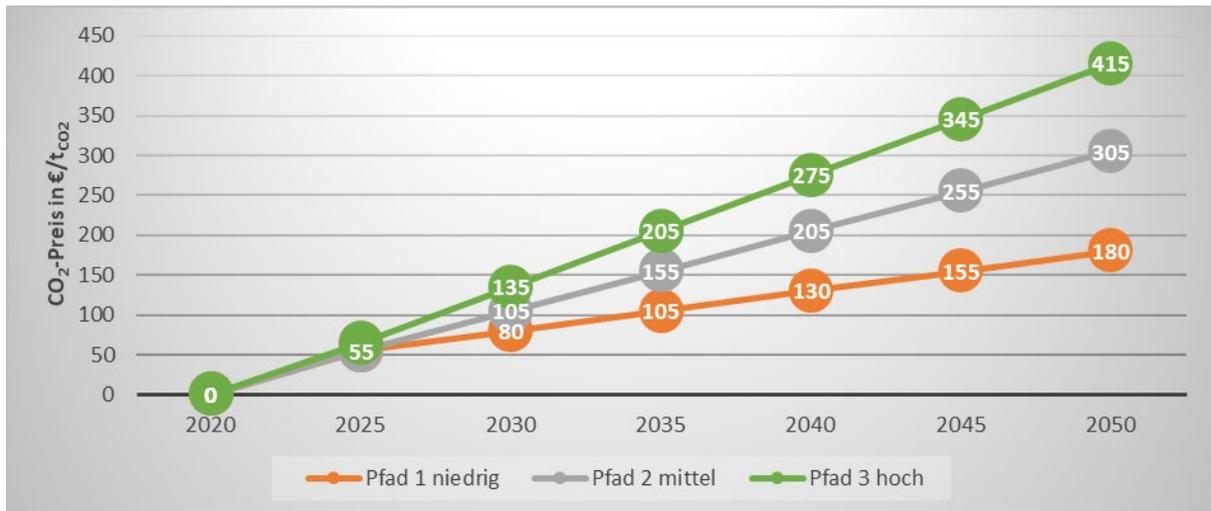


Abbildung 21: Graphische Darstellung der verwendeten CO₂-Preispfade. Quelle: Eigene Darstellung

Die Importpreise frei Grenze⁹ für fossile Energieträger werden dem World Energy Outlook 2022, *Announced Pledges Scenario* (APS) (vgl. Tabelle 3), entnommen (International Energy Agency 2022). Es gelten Importbeschränkungen für E-Fuels, Wasserstoff, Strom und Biomasse analog zum Balanced-Szenario des Ariadne-Szenarienreports (Luderer et al. 2021).

⁹ Der Preis, der an der Grenze fällig wird. Transitgebühren, wie zum Beispiel für das Gasnetz, sind nicht berücksichtigt. Diese werden dann in der Modellierung, je nach Energieträger, anderweitig berücksichtigt.

	Netto Null-Emissionen bis 2050				Angekündigte Versprechen		Festgelegte Politiken	
	2010	2021	2030	2050	2030	2050	2030	2050
Reale Werte (USD 2021)								
IEA Rohöl (USD/barrel)	96	69	35	24	64	60	82	95
Erdgas (USD/MBtu)								
USA	5,3	3,9	1,9	1,8	3,7	2,6	4,0	4,7
Europäische Union (EU)	9,0	9,5	4,6	3,8	7,9	6,3	8,5	9,2
China	8,0	10,1	6,1	5,1	8,8	7,4	9,8	10,2
Japan	13,3	10,2	6,0	5,1	9,1	7,4	10,9	10,6
Steinkohle (USD/Tonne)								
USA	63	44	22	17	42	24	46	44
EU	113	120	52	42	62	53	60	64
Japan	132	153	59	46	74	59	91	72
Küstenland China	142	164	58	48	73	62	89	74

Tabelle 3: Verwendete Preise für den Import von Energieträgern (International Energy Agency 2022)

Die so ermittelten Modellergebnisse werden über eine passende Datenschnittstelle dem RWI durch das IER für die mikroökonomische Betrachtung zur Verfügung gestellt.

Vorhersagen basierend auf Machine Learning und Mikrosimulationsmodell

In der Mikrosimulation werden die Jahre 2030, 2040 und 2050, für die in TIMES PanEU die Verteilung der Heizenergieträger und Brennstoffe der Kraftfahrzeuge modelliert wird, betrachtet.¹⁰ Um für diese Jahre anhand von Haushaltsdaten die Kostenbelastung der

¹⁰ Zur übersichtlichen Veranschaulichung der Veränderung der Verteilungswirkungen bis 2050 betrachten wir die Verteilungswirkungen in 10-Jahresschritten und analysieren nicht die Jahre 2025, 2035 und 2045.

verschiedenen CO₂-Preispfade berechnen zu können, wird mittels eines Mikrosimulationsmodells und eines *Machine Learning* Ansatzes die Verteilung der Heizenergieträger und Kraftstoffe aus TIMES PanEU auf die Haushaltsdaten übertragen. Während die Verteilung in TIMES PanEU grob disaggregiert und nur nach Gebäudetyp, Baualtersklasse und Urbanisierungsgrad aufgeteilt ist, lassen sich die Haushaltsdaten in weitere sozio-ökonomische und sozio-demografische Eigenschaften unterteilen, zum Beispiel Haushaltsgröße und Nettoeinkommen.

Die Haushaltsdaten aus der EVS sowie die Daten zur Kraftfahrzeugnutzung aus der CO₂-Preis-Befragung liefern allerdings lediglich ein statisches Bild zum Bestand des Heizbrenn- und Kraftstoffeinsatzes im Jahr 2018 beziehungsweise 2021. Um die grobe Verteilung aus TIMES PanEU für die Zukunft auf die stärker disaggregierten Haushaltsdaten zu übertragen, werden zunächst die Haushaltsdaten genutzt, um mithilfe von *Machine Learning* (ML)-Methoden vorherzusagen, welche Haushalte die höchste Wahrscheinlichkeit haben, einen bestimmten Heizenergieträger oder ein Auto mit einem bestimmten Kraftstoff beziehungsweise gar kein Auto zu besitzen.

Zur Berechnung der Wahrscheinlichkeit, mit der ein Haushalt einen bestimmten Energieträger oder Kraftstoff verwendet, nutzen wir einen Ansatz aus der *Machine Learning*-Literatur. Das Ziel dieser Methoden ist es üblicherweise Vorhersagekraft zu maximieren (Athey und Imbens 2019). ML-Methoden sind nicht-parametrische Schätzverfahren und verfügen dadurch über eine hohe Flexibilität, weshalb sie besonders für Vorhersagen geeignet sind. Während häufig verwendete ökonomische Regressionsmodelle starke Annahmen hinsichtlich der zugrundeliegenden Verteilung und fixe Parameter haben, kann bei ML-Methoden der Vorhersagefehler durch mehr Flexibilität minimiert werden. Darüber hinaus können ML-Modelle in komplexen Systemen häufig besser mit nicht-linearen Zusammenhängen umgehen.¹¹

Eine spezifische ML-Methode sind sogenannte *Random Forests* (Breiman 2001), die zusätzlich eine gute Performance bei *Out-of-sample*-Vorhersagen besitzen (Athey und Imbens

¹¹ Zum Vergleich haben wir zunächst ein *Multinomial Logit Modell* (MNL-Modell) geschätzt. Die Regressionsergebnisse des Modells sind für jeden Heizbrenn- und Kraftstoff in Tabelle 4 bis Tabelle 6 im Anhang dargestellt. Ein Vergleich des *Mean Squared Errors*, der die durchschnittliche quadrierte Differenz zwischen vorhergesagten und tatsächlichen Werten und somit die Qualität der Vorhersagegenauigkeit angibt, zeigt anhand unserer Daten die Überlegenheit des *Random Forest* gegenüber einer konventionellen, parametrischen *Multinomialen Logit*-Schätzung (Tabelle 7 im Anhang).

2019). *Random Forests* sind eine Form des *Supervised Learnings*, bei dem die abhängige Variable bekannt ist. Sie bestehen aus einzelnen *Regression Trees* (Hastie et al. 2008:305f.). Die grundlegende Idee hinter diesen *Trees* ist, dass der Vektor der erklärenden Variablen X in unterschiedliche Räume gebrochen wird (Abbildung 22). Nehmen wir beispielhaft an, dass Y die abhängige Variable ist und dass es zwei erklärende Variablen X_1 und X_2 gibt. Ausgangspunkt ist der gesamte Datensatz, und ein Algorithmus (dessen Ziel es ist, die Vorhersage zu maximieren) teilt ihn zunächst in zwei Regionen anhand der Entscheidungsregel $X_1 \leq t_1$. Der linke Ast des Baumes wird dann gemäß der Entscheidungsregel $X_2 \leq t_2$ in zwei Regionen (R_1 und R_2) geteilt, während der rechte Ast anhand $X_1 \leq t_3$ geteilt wird. Zuletzt wird die Region $X_1 > t_3$ gemäß $X_2 \leq t_4$ geteilt. Im Ergebnis entstehen fünf Regionen R_1, R_2, \dots, R_5 , in denen Y lediglich anhand einer Konstanten c_m vorhergesagt wird. Das entsprechende statistische Modell lautet

$$\hat{f}(X) = \sum_{m=1}^5 c_m I\{(X_1, X_2) \in R_m\}. \quad (1)$$

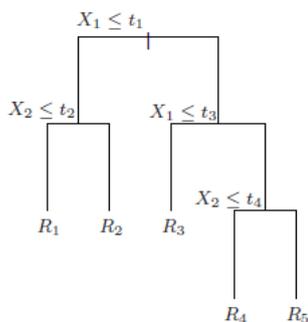


Abbildung 22: Beispiel eines Baumes bei Aufteilung eines zweidimensionalen Merkmalsraums durch rekursives binäres Splitting. Quelle: Hastie et al. 2008, S. 306.

Etwas allgemeiner haben wir p unabhängige Variablen (X_1, X_2, \dots, X_p) für das Sample von N Beobachtungen, sodass

$$\hat{f}(X) = \sum_{m=1}^M c_m I(x \in R_m). \quad (2)$$

Der Algorithmus verwendet als Entscheidungsregel, um den Datensatz zu teilen, ein Kriterium. Dies könnte beispielsweise die Minimierung der Summe des quadrierten Fehlerterms $\sum(Y_i - f(X_i))^2$ sein. In diesem Fall ist die beste Schätzung der Konstanten in den Regionen R_m lediglich das arithmetische Mittel über alle Beobachtungen i von Y_i (Hastie

et al. 2008:307f.): $\hat{c}_m = ave(Y_i|X_i \in R_m)$. Zusätzlich benötigt der Algorithmus eine Entscheidung über die Auswahl der Variablen, die geteilt werden. Dies erfolgt anhand folgender Formel:

$$\min_{j,s} [\min_{c_1} \sum_{X_i \in R_1(j,s)} (Y_i - c_1)^2 + \min_{c_2} \sum_{X_i \in R_2(j,s)} (Y_i - c_2)^2], \quad (3)$$

wobei j die Variable und s den Punkt, an dem sie geteilt wird, darstellt. Die Parameter $\hat{c}_1 = ave(Y_i|X_i \in R_1(j,s))$ und $\hat{c}_2 = ave(Y_i|X_i \in R_2(j,s))$ stellen die Lösungen für dieses Minimierungsproblem dar. Theoretisch könnte der *Regression Tree* so lange weiterwachsen bis in jeder Region nur noch eine Beobachtung vorliegt. Da dies zu *Overfitting* führt, wird üblicherweise eine Mindestgröße für eine Region definiert, die nicht unterschritten werden darf.

Dieser Algorithmus für einen *Tree* ($T(X; \Theta_b)$) kann nun mehrfach wiederholt werden und so einen *Forest* ergeben. Da für einen gegebenen Datensatz jeder einzelne Baum unterschiedlich aussehen und unterschiedliche Schätzungen für die Konstanten c ergeben kann, bietet es sich an, viele Bäume zu erstellen und den Durchschnitt der Ergebnisse zu verwenden. Der *Random Forest* ergibt sich dann als (Hastie et al. 2008: 588f.):

$$\hat{f}_{rf}^B(X) = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B T(X; \Theta_b), \quad (3)$$

wobei B die Anzahl an Bäumen darstellt, und Θ einen Baum mit entsprechenden Charakteristika (Variablen j , Teilungspunkte s und die Werte der Konstanten in den Regionen c).

Zur Schätzung unseres *Random Forests* nutzen wir das Kommando *regression_forest* aus dem *grf Package* der Statistiksoftware R (Tibshirani et al. 2023). Für jeden Energieträger und Kraftstoff schätzen wir ein eigenes Modell, wobei die abhängige Variable Y die Wahrscheinlichkeit ist, diesen zu verwenden. Als unabhängige Variablen X verwenden wir Variablen, die im Energiesystemmodell und insbesondere sowohl in der EVS als auch in den Daten zur Kraftfahrzeugnutzung enthalten sind. Da der Fokus der EVS auf der Erstellung eines präzisen Haushaltstagebuchs mitsamt den Ausgaben liegt, sind dort nur wenige Eigenschaften enthalten, die die Energieausgaben bestimmen. Konkret berücksichtigen wir folgende Variablen: Gebäudetyp, Urbanisierungsgrad, Baujahr des Wohngebäudes, Haushaltsnettoeinkommen, Haushaltsgröße und Wohnfläche. Wie von Schulte und

Heindl (2017) und Brounen et al. (2012) gezeigt, sind dies entscheidende erklärende Variablen für den Energieverbrauch privater Haushalte.

Die Modelle trainieren einen *Random Forest*, um die Parameter c_m zu schätzen. Dafür wird für jeden *Tree* die Hälfte des Datensatzes verwendet. Wir erstellen 2.000 *Regression Trees*, wobei die Mindestgröße pro Region bei fünf Beobachtungseinheiten liegt. An jedem Punkt in jedem Entscheidungsbaum kann gemessen werden, welche Variable zum Teilen des Datensatzes verwendet wird und somit beispielsweise die Minimierung des quadrierten Fehlerterms voranbringt. Dies wird als *Variable Importance* bezeichnet (Hastie et al. 2008:593).

Mit Hilfe des *Random Forests* können wir so für jeden Haushalt die Wahrscheinlichkeit vorhersagen, einen bestimmten Energieträger beziehungsweise Kraftstoff zu nutzen. Wir betrachten als Ergebnisvariablen bei Kraftstoffen in der CO₂-Preis-Befragung Benzin, Diesel, Strom, Flüssiggas, Erdgas, Benzin-Hybrid, Diesel-Hybrid sowie die Möglichkeit, kein Auto zu besitzen. Als Heizenergieträger beobachten wir Gas, Öl, Strom, Fernwärme und Holz/Pellets als Ergebnisvariablen in der EVS. Die Vorhersagen des *Random Forest* ordnen jedem Haushalt für jeden Energieträger beziehungsweise Kraftstoff einen Wert zwischen 0 und 1 zu, welcher die vorhergesagte Wahrscheinlichkeit angibt, dass der Haushalt den jeweiligen Energieträger zum Heizen beziehungsweise den jeweiligen Kraftstoff zum Autofahren nutzt.

Während wir für die Vorhersagen der Heizenergieträger die EVS zu Grunde legen, trainieren wir für die Vorhersage der Kraftstoffe zunächst ein *Random Forest*-Modell anhand der Daten zur Kraftfahrzeugnutzung aus der Befragung zur Akzeptanz einer CO₂-Bepreisung. Damit die erklärenden Variablen im Datensatz zur Kraftfahrzeugnutzung genau mit den Ausprägungen der Variablen der EVS übereinstimmen, erfolgen kleine Anpassungen. So werden zum Beispiel die einzelnen Zeiträume der klassifizierten Baujahr-Variable aus dem Kraftfahrzeug-Datensatz an die weniger genaue EVS angeglichen.

Durch diese Angleichungen lassen sich die Vorhersagen aus dem Kraftfahrzeug-Datensatz über die Ausprägungen der sozio-ökonomischen Variablen auf die Haushaltsdaten der EVS übertragen. Dazu nutzen wir das anhand der Kraftfahrzeugdaten trainierte *Random Forest*-Modell, um *Out-of-sample* Vorhersagen für die Haushalte in der EVS durchzuführen. Abschließend liegen somit alle Vorhersagen im EVS-Datensatz vor.

Im zweiten Schritt übertragen wir die prozentuale Verteilung der Energieträger und Kraftstoffe aus TIMES PanEU gemäß den Vorhersagen des *Random Forests* auf die Haushaltsdaten der EVS. Dabei wird zunächst Haushalten mit der höchsten Wahrscheinlichkeit für einen bestimmten Energieträger beziehungsweise Kraftstoff der entsprechende Energieträger beziehungsweise Kraftstoff zugeteilt. Da die Verteilungen aus TIMES PanEU zwischen Mehrfamilienhäusern, Einfamilienhäusern in der Stadt und Einfamilienhäusern auf dem Land unterscheiden, erfolgt die Verteilung auf die Haushaltsdaten auch innerhalb dieser Gruppen. Wenn beispielsweise laut dem Energiesystemmodell 11 % der Einfamilienhäuser auf dem Land im Jahr 2030 mit Öl heizen, unterstellen wir, dass die 11 % der Haushalte in Einfamilienhäusern auf dem Land in der EVS mit der höchsten Wahrscheinlichkeit, mit Öl zu heizen, zu diesem Zeitpunkt eine Ölheizung nutzen. Abhängig von den Anteilen im TIMES PanEU-Modell wird anschließend unter den verbleibenden Haushalten analog der Energieträger Gas zugeordnet. Hierbei werden also nur die Haushalte berücksichtigt, denen im vorherigen Schritt noch kein Energieträger zugewiesen wurde. Dieses Vorgehen wird für alle weiteren Energieträger und die weiteren Jahre sukzessive wiederholt und äquivalent für die Kraftstoffe durchgeführt. Da es im TIMES PanEU-Modell keine Angaben dazu gibt, wie viele Haushalte kein Auto besitzen, gehen wir vereinfacht davon aus, dass der Anteil der Haushalte mit mindestens einem Pkw gemäß des in der EVS 2018 vorliegenden Werts von 77,4 % für alle Jahre konstant bleibt. Dieses Vorgehen ist konsistent mit der Annahme in TIMES PanEU, dass kein *modal shift* auftritt. Wenn beispielsweise im TIMES PanEU-Modell 37 % der Haushalte im Jahr 2030 ein Diesel-Fahrzeug besitzen, wären das in unseren Berechnungen 37 % der 77,4 % aller Pkw-besitzenden Haushalte, also ungefähr 29 %. Wir unterstellen dann, dass die 29 % der Haushalte in der EVS mit der höchsten Wahrscheinlichkeit, ein Diesel-Fahrzeug zu besitzen, im Jahr 2030 ein Diesel-Fahrzeug besitzen.

Da wir für die Zuteilung sukzessive vorgehen müssen, unterscheiden sich die Ergebnisse abhängig davon, in welcher Reihenfolge wir die unterstellten Energieträger und Kraftstoffe ihren vorhergesagten Wahrscheinlichkeiten zuordnen. So kann ein Haushalt beispielsweise zu den obersten 5 % der Haushalte mit der größten Wahrscheinlichkeit für eine Gasheizung als auch für eine Ölheizung gehören. Je nachdem welchem Energieträger die Haushalte als erstes zugeordnet werden, ändert sich der Energieträger und damit die Emissionen und Kostenbelastung für diesen Haushalt. Als Robustness-Check haben

wir daher auch die Reihenfolge der Zuordnung der Energieträger und Kraftstoffe variiert. Es zeigt sich aber, dass sich die Ergebnisse dadurch nicht grundlegend verändern.

Nach Zuteilung aller Heizenergieträger und Kraftstoffe für alle betrachteten Jahre können anhand eines Mikrosimulationsmodells (Grainger und Kolstad 2010; Preuß et al. 2019; Kaestner und Sommer 2021) im nächsten Schritt die Kostenbelastungen berechnet werden. Das Mikrosimulationsmodell besteht dabei aus mehreren Schritten. Die grundlegende Idee ist, anhand der in der EVS angegebenen Ausgaben für jeden Verwendungszweck die entsprechenden Emissionen zu bestimmen. Dazu werden die Emissionsintensitäten, also die Emissionen je verbrauchter Einheit, mit dem Gesamtverbrauch eines Haushalts multipliziert. Die Emissionsintensitäten für jeden Brenn- und Kraftstoff stammen dabei aus dem Energiesystemmodell und werden in CO_2 je kWh angegeben. Da die EVS keine Verbrauchsmengen, sondern Ausgaben in Euro erfasst, müssen die Ausgaben zunächst in Verbräuche umgerechnet werden.

Für die Heizverbräuche dividieren wir die Heizausgaben mit den jeweiligen Energieträgerpreisen aus 2018 in Euro pro Kilowattstunde, welche wir unter anderem den DESTATIS langen Reihen zur Energiepreisentwicklung (Statistische Bundesamt (Destatis) 2023) entnehmen. Die so erhaltenen Heizenergieverbräuche der einzelnen Haushalte für das Basisjahr 2018 in kWh, c_H , können anschließend mit den Emissionsintensitäten, e_H , also den CO_2 -Emissionen pro Energieträger in kg CO_2 pro kWh, aus TIMES PanEU multipliziert werden. Die Gesamtemissionen eines Haushalts fürs Heizen entsprechen folglich $E_H = e_H * c_H$.

Die Berechnung der Emissionen durch die Fahrzeugnutzung erfolgt analog. Da in der EVS lediglich Gesamtausgaben für Kraftstoffe erfasst werden und nicht nach Kraftstofftyp der benutzten Pkw unterschieden wird, nutzen wir die unterstellten Fahrzeugtypen, welche mithilfe der Daten zur Fahrzeugnutzung und den Prognosen aus TIMES PanEU zugewiesen wurden, für die initiale Fahrzeugausstattung. Dabei wird unterstellt, dass jeder Haushalt ein repräsentatives Fahrzeug nutzt. Dadurch können wir den Ausgaben für Kraftstoffe aus der EVS einen dem Fahrzeugtyp entsprechenden Kraftstoffpreis zuordnen und so den Kraftstoffverbrauch, c_A , berechnen. Die durchschnittlichen Kraftstoffpreise für Benzin und Diesel des Jahres 2018 in € pro Liter stammen vom ADAC (ADAC e.V. 2023) während für die Erd- und Flüssiggas-Preise die Durchschnittspreise des Jahres 2019 nach Bekanntmachung des Bundesministeriums für Wirtschaft und Klimaschutz (BMWi 2021)

verwendet werden. Da die Emissionsintensität, e_A , der Fahrzeugtypen im TIMES PanEU-Model ebenfalls in kg CO₂ pro kWh hinterlegt ist, der Kraftstoffverbrauch größtenteils aber in Litern ermittelt wird, rechnen wir die Verbräuche mithilfe des Energiegehalts (BAFA 2023) der einzelnen Kraftstoffarten in den tatsächlichen Energieverbrauch in kWh für die in der EVS angegebenen Kraftstoffausgaben um. Anschließend kann dieser äquivalent zu der Berechnung der Emissionen fürs Heizen mit der CO₂-Emissionsintensität aus TIMES PanEU multipliziert werden, um die Emissionen, $E_A = e_A * c_A$, für die Pkw-Nutzung zu erhalten.

Für die Bestimmung der Emissionen in den zukünftigen Jahren und damit nach einem möglichen Energie- oder Kraftstoffwechsel der Haushalte wird jeweils der Verbrauch aus dem Basisjahr 2018 mit der Emissionsintensität des Energieträgers, der dem Haushalt für ein bestimmtes Jahr zugeordnet wurde, multipliziert. Dies bedeutet, dass wir neben dem preisinduzierten Technologiewechsel keine zusätzliche preisinduzierte Nachfragereduktion betrachten.

Mit diesen Werten können schlussendlich die Kostenbelastungen durch einen CO₂-Preis berechnet werden, indem die CO₂-Emissionen aus den Bereichen Verkehr und Wärme, $E = E_H + E_A$, jedes Haushalts mit einem CO₂-Preis, τ , multipliziert und somit die geschätzten Mehrkosten der Haushalte durch einen CO₂-Preis als $\tau * E$ ermittelt werden. Daher lassen sich mit unserem Ansatz die direkten Mehrkosten durch einen CO₂-Preis quantifizieren, weitere damit verbundene Kosten, wie Investitionskosten bei einem Technologiewechsel, bleiben allerdings unberücksichtigt.

Eine implizite Annahme dieser Betrachtungsweise ist, dass die Zusatzkosten durch die Einführung (und Erhöhung) eines CO₂-Preises vollständig an die Konsument*innen weitergegeben werden. Während die Analyse von Montag et al. (2020) zeigt, dass die Inzidenz von einer temporären Senkung der Mehrwertsteuer auf Kraftstoffe bei lediglich 40-80 % liegt, schätzen wir bei einer langfristigen Erhöhung der CO₂-Preise eine Inzidenz von 100 % als wahrscheinlich ein. Darüber hinaus wird davon ausgegangen, dass ein Grenzausgleich stattfindet, sodass in der Analyse der CO₂-Preis nicht nur auf die inländische Produktion, sondern auch auf alle Importe angewendet wird. Durch den Fokus auf den CO₂-Preis in den Bereichen Gebäudewärme und Verkehr, in dem direkte CO₂-Emissionen

für den Großteil der Emissionen verantwortlich sind, hat diese Annahme nur geringe Auswirkungen auf die Ergebnisse.

Anhang

Deskriptive Grafiken zu den Haushaltsdaten

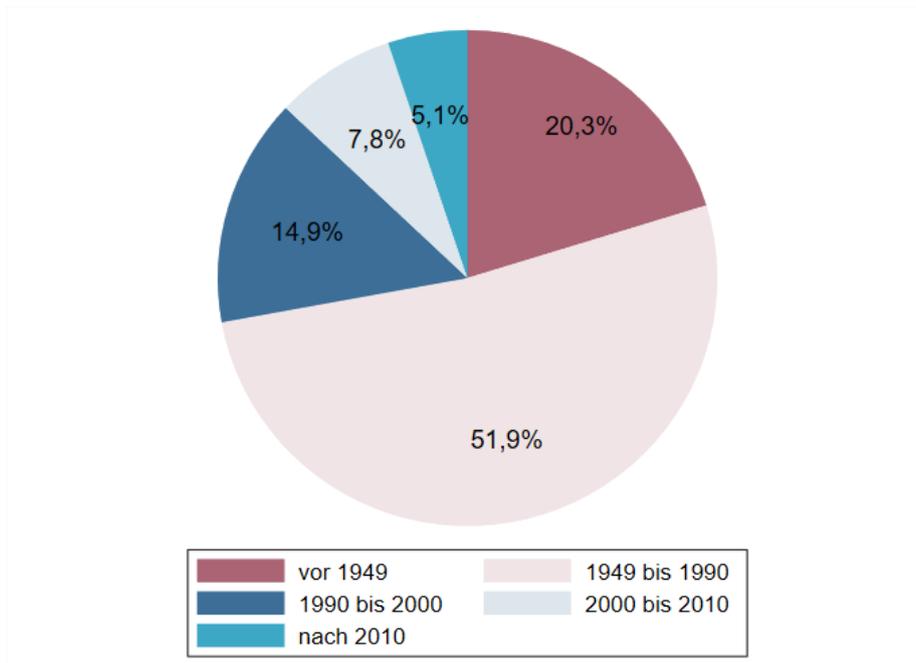


Abbildung 23: Verteilung der Baujahrkategorien in der EVS 2018 (N = 40.247). Quelle: Eigene Darstellung

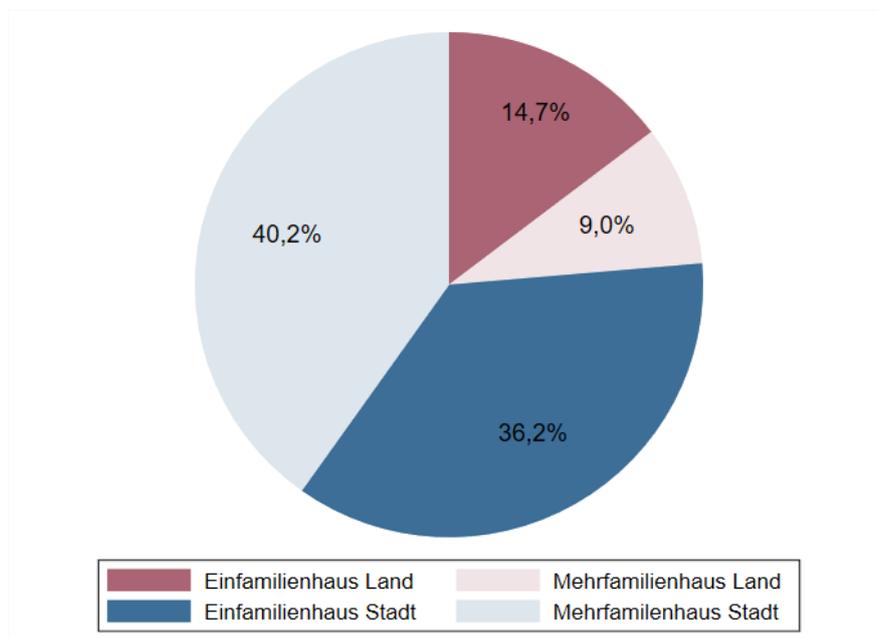


Abbildung 24: Verteilung der Gebäudetypen auf Land und Stadt in der EVS 2018 (N = 40.247). Quelle: Eigene Darstellung

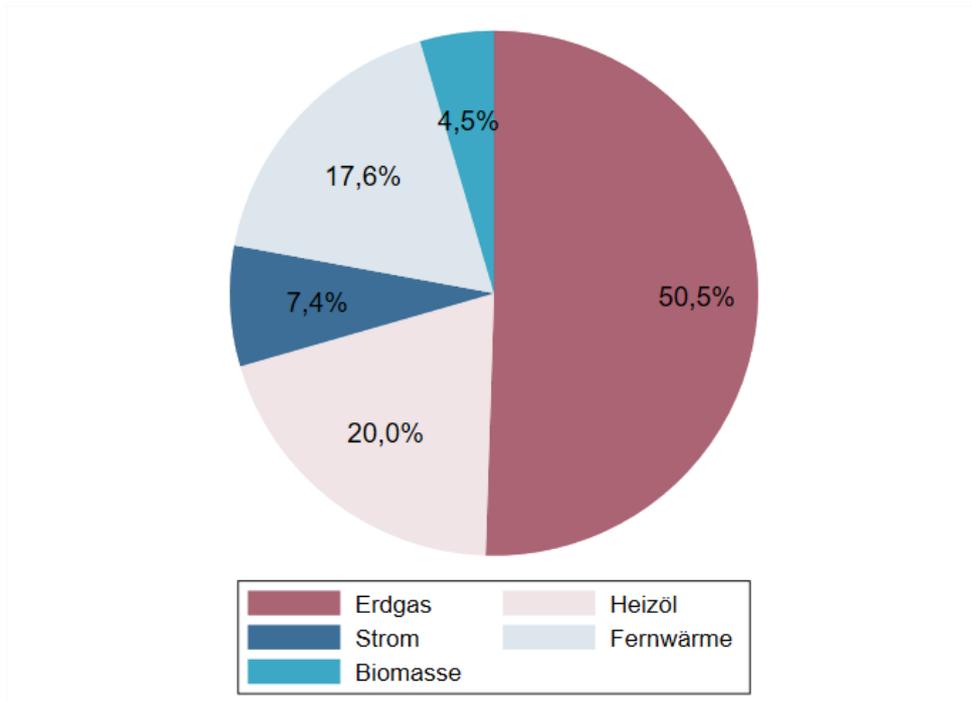


Abbildung 25: Verteilung der Heizenergieträger in der EVS 2018 (N = 40.247). Quelle: Eigene Darstellung

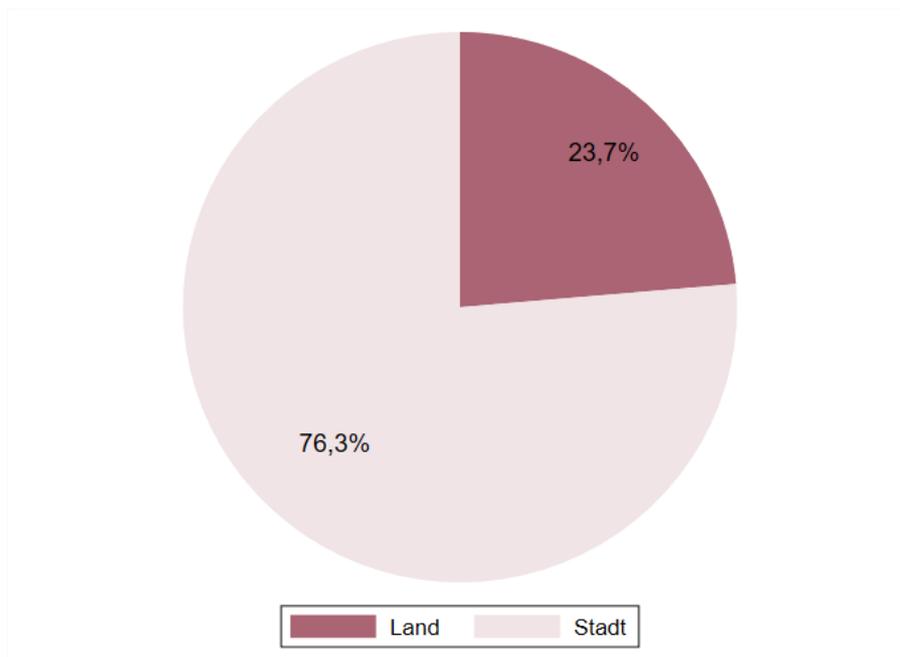


Abbildung 26: Stadt-Land-Verteilung in der EVS 2018 (N = 40.247). Quelle: Eigene Darstellung

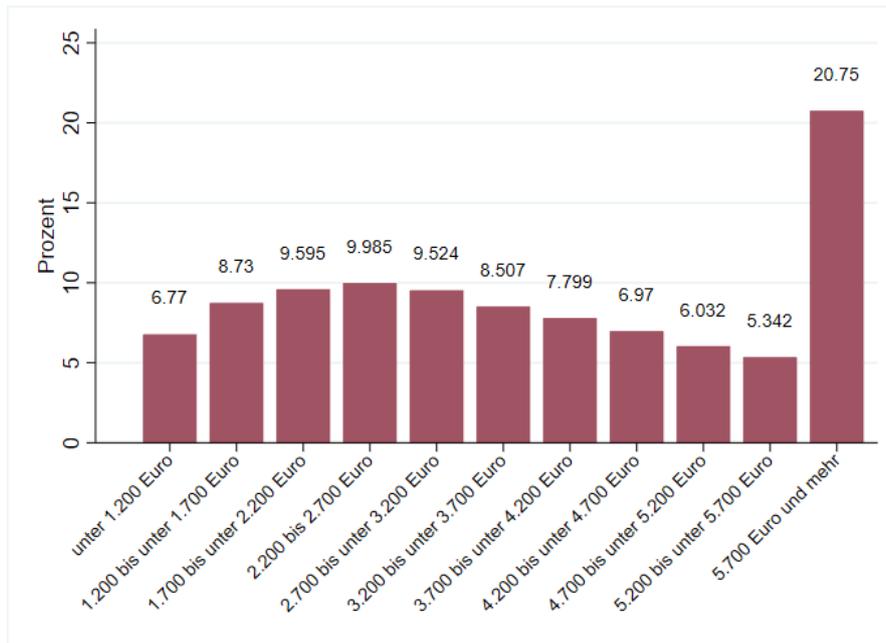


Abbildung 27: Verteilung der monatlichen Haushaltsnettoeinkommen in der EVS 2018 (N = 40.247). Quelle: Eigene Darstellung

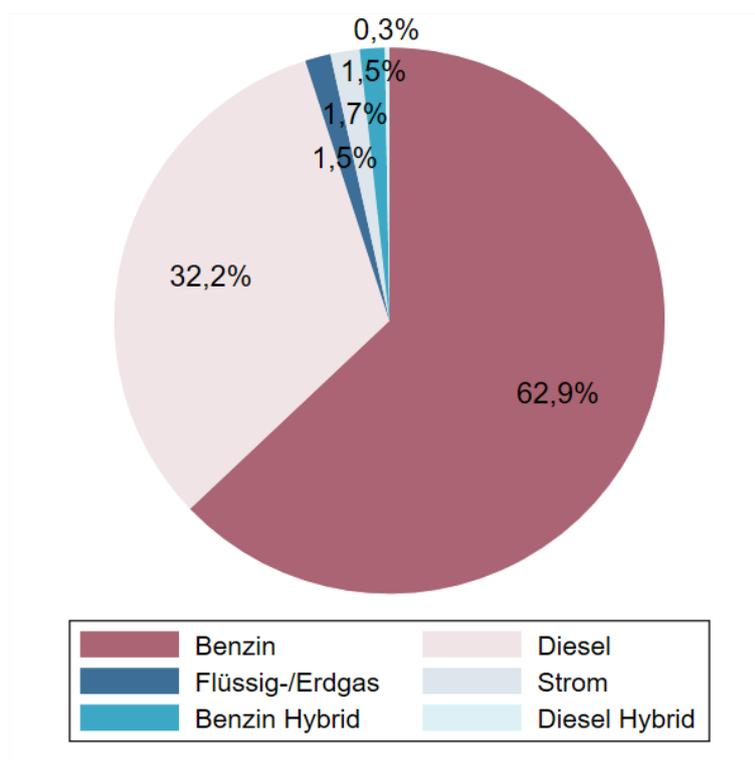
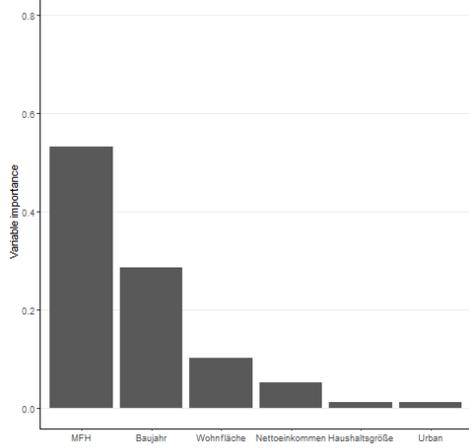
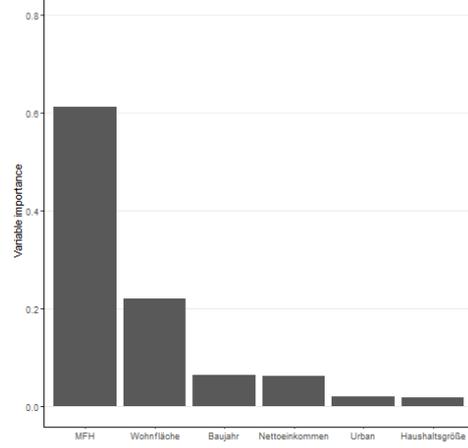


Abbildung 28: Verteilung Kraftstofftypen unter Fahrzeugbesitzenden in den Daten zur Kraftfahrzeugnutzung 2021 (N = 6.947). Quelle: Eigene Darstellung

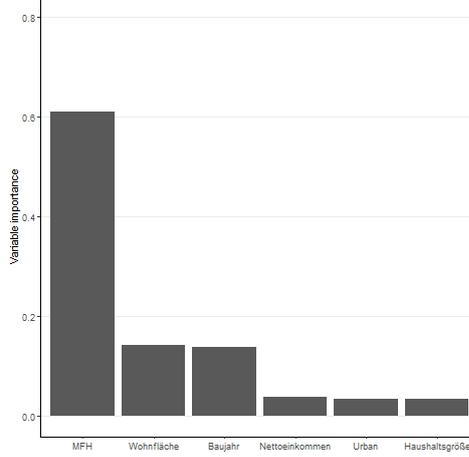
(a) Heizöl



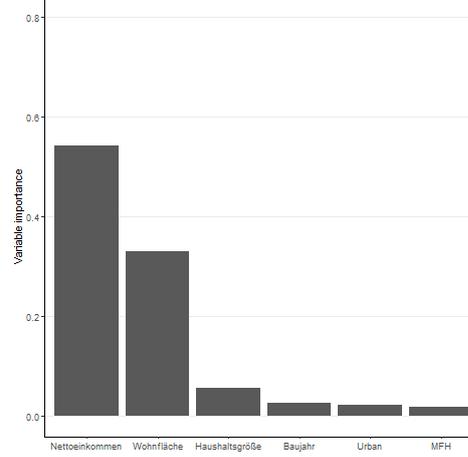
(b) Fernwärme



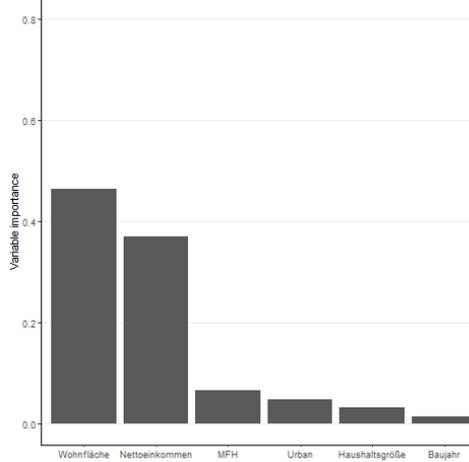
(c) Holz/Pellets



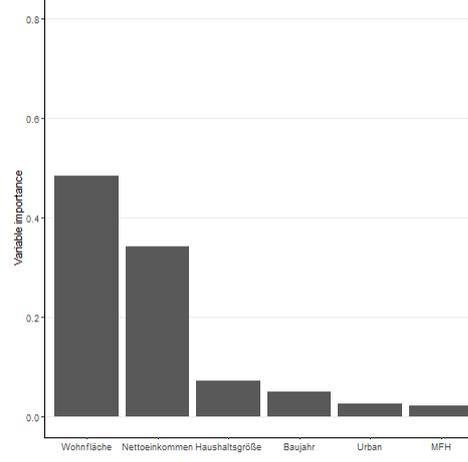
(d) Benzin



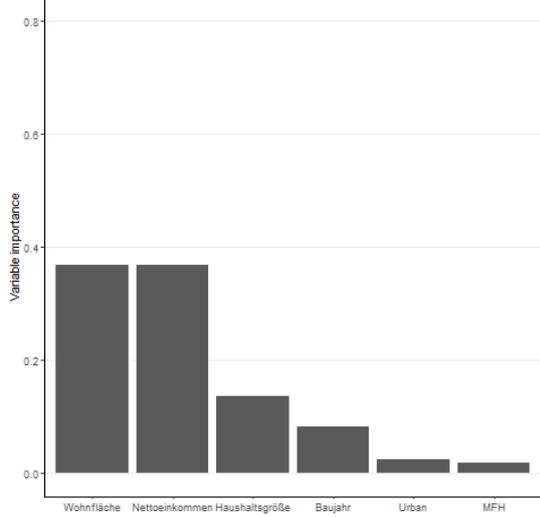
(e) Diesel



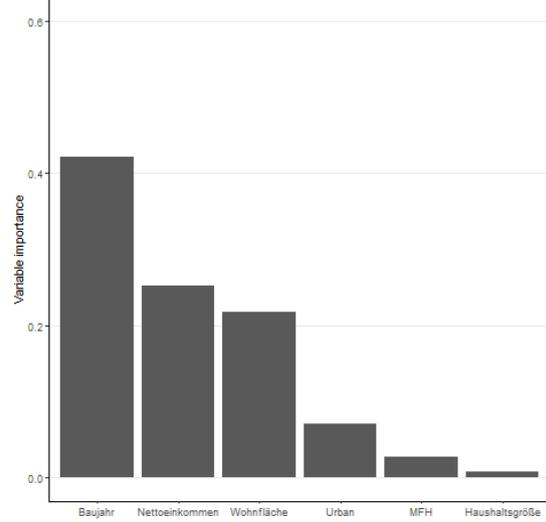
(f) Benzin-Hybrid



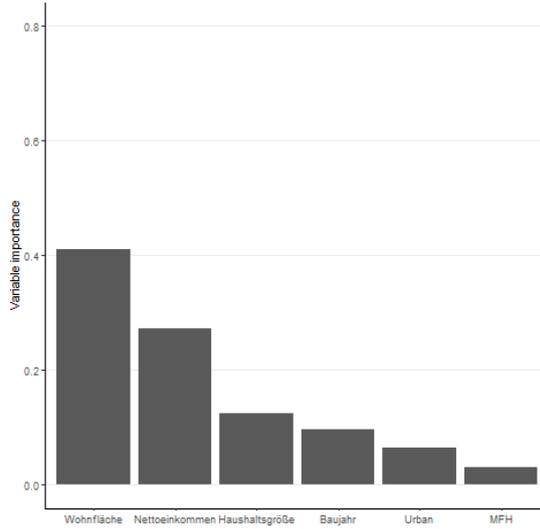
(g) Diesel-Hybrid



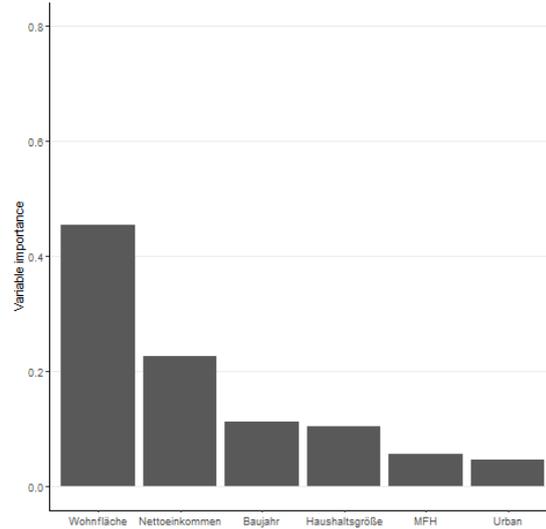
(h) Elektro



(i) Erdgas



(j) Flüssiggas



(k) Kein Auto

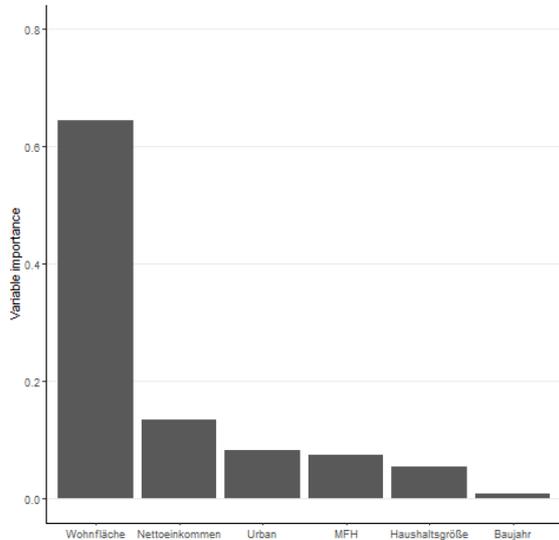


Abbildung 29: Variable Importance für die Wahrscheinlichkeit mit bestimmtem Energieträger zu heizen bzw. Auto zu fahren. Quelle: Eigene Darstellung

Tabellen

	Hauptenergieträger Heizung
Gas	Basis
Öl	
Mehrfamilienhaus	-0,437*** (0,034)
Nettoeinkommen in 10.000 € / Jahr	-0,081*** (0,007)
Urban	-0,271*** (0,032)
Baujahr 1949 bis 2000	0,620*** (0,035)
Baujahr nach 2000	-0,948*** (0,071)
Haushaltsgröße	0,009 (0,017)
Wohnfläche in m ²	0,005*** (0,000)
Konstante	-1,078*** (0,064)
Wärmepumpe	
Mehrfamilienhaus	-0,043 (0,052)
Nettoeinkommen in 10.000 € / Jahr	-0,051*** (0,011)
Urban	-0,020 (0,049)
Baujahr 1949 bis 2000	0,178** (0,057)
Baujahr nach 2000	1,517*** (0,064)
Haushaltsgröße	0,037 (0,025)
Wohnfläche in m ²	0,003*** (0,001)
Konstante	-2,438*** (0,099)
Fernwärme	
Mehrfamilienhaus	1,363*** (0,044)
Nettoeinkommen in 10.000 € / Jahr	-0,072*** (0,009)
Urban	-0,451*** (0,036)
Baujahr 1949 bis 2000	0,645*** (0,041)
Baujahr nach 2000	0,880*** (0,058)
Haushaltsgröße	0,121*** (0,020)
Wohnfläche in m ²	-0,010*** (0,001)
Konstante	-1,278*** (0,083)
Biomasse	
Mehrfamilienhaus	-1,216*** (0,075)
Nettoeinkommen in 10.000 € / Jahr	-0,123*** (0,014)
Urban	-0,549*** (0,054)
Baujahr 1949 bis 2000	-0,496*** (0,058)
Baujahr nach 2000	-0,171* (0,078)
Haushaltsgröße	0,198*** (0,030)
Wohnfläche in m ²	0,007*** (0,001)
Konstante	-1,983*** (0,103)
Beobachtungen	39.439

Tabelle 4: Ergebnisse eines Multinomial Logit Modells mit dem Heizenergieträger als abhängige Variable, auf Basis der EVS. Standardfehler in Klammern. * p < 0,05, ** p < 0,01, *** p < 0,001

	Kraftstoff Fahrzeug
Benzin	Basis
Diesel	
Mehrfamilienhaus	-0,236** (0,078)
Nettoeinkommen in 10.000 € / Jahr	0,229*** (0,022)
Urban	-0,405*** (0,072)
Baujahr 1949 bis 2001	-0,198* (0,080)
Baujahr nach 2001	-0,234* (0,105)
Haushaltsgröße	0,058 (0,037)
Wohnfläche in m ²	0,003*** (0,001)
Konstante	-1,720*** (0,140)
Erdgas	
Mehrfamilienhaus	-0,493 (0,496)
Nettoeinkommen in 10.000 € / Jahr	0,291* (0,145)
Urban	-0,337 (0,462)
Baujahr 1949 bis 2001	-0,379 (0,485)
Baujahr nach 2001	-0,373 (0,663)
Haushaltsgröße	0,083 (0,239)
Wohnfläche in m ²	-0,011 (0,007)
Konstante	-4,526*** (0,907)
Flüssiggas	
Mehrfamilienhaus	-0,167 (0,351)
Nettoeinkommen in 10.000 € / Jahr	-0,013 (0,101)
Urban	-0,196 (0,323)
Baujahr 1949 bis 2001	-0,002 (0,381)
Baujahr nach 2001	0,452 (0,456)
Haushaltsgröße	0,110 (0,163)
Wohnfläche in m ²	0,002 (0,004)
Konstante	-4,538*** (0,627)
Strom	
Mehrfamilienhaus	-0,382 (0,279)
Nettoeinkommen in 10.000 € / Jahr	0,314*** (0,076)
Urban	-0,567* (0,259)
Baujahr 1949 bis 2001	0,075 (0,293)
Baujahr nach 2001	0,076 (0,358)
Haushaltsgröße	-0,030 (0,122)
Wohnfläche in m ²	0,004 (0,003)
Konstante	-5,043*** (0,495)
Beobachtungen	5.840

Tabelle 5: Ergebnisse eines Multinomial Logit Modells mit dem Kraftstofftyp als abhängige Variable, auf Basis der Daten zur Kraftfahrzeugnutzung (Teil 1). Standardfehler in Klammern. * p < 0,05, ** p < 0,01, *** p < 0,001

	Kraftstoff Fahrzeug
Benzin	Basis
Hybrid Benzin	
Mehrfamilienhaus	0,090 (0,286)
Nettoeinkommen in 10.000 € / Jahr	0,218** (0,081)
Urban	0,097 (0,259)
Baujahr 1949 bis 2001	0,480 (0,348)
Baujahr nach 2001	0,431 (0,415)
Haushaltsgröße	0,029 (0,130)
Wohnfläche in m ²	0,008** (0,003)
Konstante	-6,103*** (0,566)
Hybrid Diesel	
Mehrfamilienhaus	-0,053 (0,674)
Nettoeinkommen in 10.000 € / Jahr	0,565** (0,204)
Urban	-0,959 (0,679)
Baujahr 1949 bis 2001	-0,469 (0,687)
Baujahr nach 2001	0,137 (0,747)
Haushaltsgröße	-0,020 (0,294)
Wohnfläche in m ²	0,004 (0,006)
Konstante	-7,938*** (1,332)
Kein Auto	
Mehrfamilienhaus	0,831*** (0,167)
Nettoeinkommen in 10.000 € / Jahr	-0,243*** (0,047)
Urban	1,174*** (0,129)
Baujahr 1949 bis 2001	-0,319* (0,132)
Baujahr nach 2001	-0,030 (0,198)
Haushaltsgröße	-0,208* (0,085)
Wohnfläche in m ²	-0,019*** (0,003)
Konstante	-0,270 (0,294)
Beobachtungen	5.840

Tabelle 6: Ergebnisse eines Multinomial Logit Modells mit dem Kraftstofftyp als abhängige Variable, auf Basis der Daten zur Kraftfahrzeugnutzung (Teil 2). Standardfehler in Klammern. * p < 0,05, ** p < 0,01, *** p < 0,001

	Multinomial Logit	Random Forest
Einkommens und Verbrauchsstichprobe (n=39.439)		
Heizenergieträger Gas	0,268	0,217
Heizenergieträger Öl	0,183	0,053
Heizenergieträger Strom	0,073	0,064
Heizenergieträger Fernwärme	0,172	0,123
Heizenergieträger Holz/Pellets	0,044	0,041
Daten zur Kraftfahrzeugnutzung (Verbundvorhaben CO₂-Preis, n=6.947)		
Kraftstoff Fahrzeug Benzin	0,237	0,209
Kraftstoff Fahrzeug Diesel	0,194	0,175
Kraftstoff Fahrzeug Erdgas	0,004	0,004
Kraftstoff Fahrzeug Flüssiggas	0,009	0,009
Kraftstoff Fahrzeug Elektrisch	0,167	0,163
Kraftstoff Fahrzeug Hybrid Benzin	0,014	0,014
Kraftstoff Fahrzeug Hybrid Diesel	0,002	0,002
kein Auto	0,058	0,052

Tabelle 7: *Mean Squared Error* (MSE) der Multinomial Logit und der *Random Forest* Schätzungen für die einzelnen Energieträger und Fahrzeugtypen

Literaturangaben

- ADAC e.V. (Hg.) (2023): Spritpreis-Entwicklung: Benzin- und Dieselpreise seit 1950. Online verfügbar unter <https://www.adac.de/verkehr/tanken-kraftstoff-antrieb/deutschland/kraftstoffpreisentwicklung/#2011-bis-2020>, zuletzt geprüft am 06.07.2023.
- Athey, Susan; Imbens, Guido W. (2019): Machine Learning Methods That Economists Should Know About. In: *Annu. Rev. Econ.* 11 (1). DOI: 10.1146/annurev-economics-080217-053433.
- Bach, Stefan; Beznoska, Martin; Steiner, Viktor (2016): Who bears the tax burden in Germany? Tax structure slightly progressive. In: *DIW Economic Bulletin* 6 (51/52), S. 601–608.
- Bach, Stefan; Isaak, Niklas; Kemfert, Claudia; Kunert, Uwe; Schill, Wolf-Peter; Schmalz, Sophie et al. (2019): CO₂-Bepreisung im Wärme- und Verkehrssektor: Diskussion von Wirkungen und alternativen Entlastungsoptionen. In: *DIW Berlin: Politikberatung kompakt* (140).
- BAFA (Hg.) (2023): Informationsblatt CO₂-Faktoren. Bundesförderung für Energie- und Ressourceneffizienz in der Wirtschaft - Zuschuss. Online verfügbar unter https://www.bafa.de/SharedDocs/Downloads/DE/Energie/eew_infoblatt_co2_faktoren_2023.pdf?__blob=publicationFile&v=2, zuletzt geprüft am 06.07.2023.
- Barron, Alexander R.; Fawcett, Allen A.; Hafstead, Marc A. C.; McFarland, James R.; Morris, Adele C. (2018): POLICY INSIGHTS FROM THE EMF 32 STUDY ON U.S. CARBON TAX SCENARIOS. In: *Climate change economics* 9 (1). DOI: 10.1142/S2010007818400031.
- Berneiser, Jessica; Burkhardt, Alexander; Henger, Ralph; Köhler, Benjamin; Meyer, Robert; Sommer, Stephan et al. (2021): Maßnahmen und Instrumente für eine ambitionierte, klimafreundliche und sozialverträgliche Wärmewende im Gebäudesektor_August2021. Teil 1: Analyse der Herausforderungen und Instrumente im Gebäudesektor. Hg. v. Kopernikus-Projekt Ariadne. Potsdam.
- Berry, Audrey (2019): The distributional effects of a carbon tax and its impact on fuel poverty: A microsimulation study in the French context. In: *Energy Policy* 124. DOI: 10.1016/j.enpol.2018.09.021.
- Beznoska, Martin; Cludius, Johanna; Steiner, Viktor (2012): The Incidence of the European Union Emissions Trading System and the Role of Revenue Recycling. Empirical Evidence from Combined Industry- and Household-Level Data. In: *DIW Discussion Paper* 6.
- BMWi (Hg.) (2021): Die Energie der Zukunft. 8. Monitoring-Bericht zur Energiewende – Berichtsjahre 2018 und 2019. Berlin.
- Breiman, Leo (2001): Random Forests. In: *Machine Learning* 45, S. 5–32.
- Brounen, Dirk; Kok, Nils; Quigley, John M. (2012): Residential energy use and conservation: Economics and demographics. In: *European Economic Review* 56 (5), S. 931–945. DOI: 10.1016/j.eurocorev.2012.02.007.
- Burkhardt, Alexander; Blesl, Markus (2022): Erreichung der Klimaneutralität bis 2045 mittels CO₂-Bepreisung in den Sektoren Verkehr und Gebäude. 17. Symposium Energieinnovation. Graz, 2022. Online verfügbar unter https://www.tugraz.at/fileadmin/user_upload/tugrazExternal/738639ca-39a0-4129-b0f0-38b384c12b57/files/lf/Session_A1/112_LF_Burkhardt.pdf, zuletzt geprüft am 22.03.2022.
- Destatis (12.06.2023): Pressemitteilung Nr. N034 vom 12. Juni 2023. Online verfügbar unter https://www.destatis.de/DE/Presse/Pressemitteilungen/2023/06/PD23_N034_31121.html, zuletzt geprüft am 12.07.2023.
- Edenhofer, Ottmar; Flachsland, Christian (2018): Eckpunkte einer CO₂-Preisreform für Deutschland. In: *MCC Working paper* (1).

- Forschungsdatenzentren der Statistischen Ämter des Bundes und der Länder (2020): Einkommens- und Verbrauchsstichprobe 2018 - Grundfile 3 (AAGSHB), SUF, Version 0. Düsseldorf. DOI: 10.21242/63211.2018.00.04.3.1.2
- Fuso Nerini, Francesco; Keppo, Ilkka; Strachan, Neil (2017): Myopic decision making in energy system decarbonisation pathways. A UK case study. In: *Energy Strategy Reviews* 17, S. 19–26. DOI: 10.1016/j.esr.2017.06.001.
- George, Jan Frederick; Werner, Simon; Preuß, Sabine; Winkler, Jenny; Held, Anne; Ragwitz, Mario (2023): The landlord-tenant dilemma: Distributional effects of carbon prices, redistribution and building modernisation policies in the German heating transition. In: *Applied Energy* (339). DOI: 10.1016/j.apenergy.2023.120783.
- Gill, Bernhard; Moeller, Simon (2018): GHG Emissions and the Rural-Urban Divide. A Carbon Footprint Analysis Based on the German Official Income and Expenditure Survey. In: *Ecological Economics* 145. DOI: 10.1016/j.ecolecon.2017.09.004.
- Grainger, Corbett A.; Kolstad, Charles D. (2010): Who Pays a Price on Carbon? In: *Environ Resource Econ* 46 (3). DOI: 10.1007/s10640-010-9345-x.
- Hastie, Trevor; Tibshirani, Robert; Friedman, J. H. (2008): The elements of statistical learning. Data mining, inference, and prediction. 2nd ed. New York NY: Springer (Springer series in statistics).
- Hennes, Oliver; Jeddi, Samir; Madlener, Reinhard; Schmitz, Hendrik; Wagner, Johannes; Wolff, Stefanie; Zinke, Jonas (2021): Auswirkungen von CO₂-Preisen auf den Gebäude-, Verkehrs- und Energiesektor. In: *Z Energiewirtschaft* 45 (2). DOI: 10.1007/s12398-021-00305-0.
- International Energy Agency (Hg.) (2022): World Energy Outlook 2022.
- Jacobs, Bas; van der Ploeg, Frederick (2019): Redistribution and pollution taxes with non-linear Engel curves. In: *Journal of Environmental Economics and Management* 95, S. 198–226.
- Kaestner, Kathrin; Pahle, Michael; Püttbach, Kasimir; Schwarz, Antonia; Sommer, Stephan; Stünzi, Anna (2022): Forschungsprojekt CO₂-Preis. Werkstattbericht zu der Bevölkerungserhebung. Online verfügbar unter <https://www.co2-preis.info/pdf/co2-werkstattbericht.pdf>, zuletzt geprüft am 06.07.2023.
- Kaestner, Kathrin; Sommer, Stephan (2021): Verteilungswirkungen (Kap. 10). In: Kopernikus-Projekt Ariadne (Hg.): Deutschland auf dem Weg zur Klimaneutralität 2045 - Szenarien und Pfade im Modellvergleich. Potsdam, S. 279–300.
- Kalkuhl, Matthias; Kellner, Maximilian; Rools, Christina; Rütten, Karolina; George, Jan; Bekk, Anke et al. (2023): Optionen zur Verwendung der Einnahmen aus der CO₂-Bepreisung. Steuer- und fiskalpolitische Aspekte der Energiewende. Ariadne-Kurz Dossier. Hg. v. Kopernikus-Projekt Ariadne. Potsdam.
- Kalkuhl, Matthias; Knopf, Brigitte; Edenhofer, Ottmar (2021): CO₂-Bepreisung: Mehr Klimaschutz mit mehr Gerechtigkeit. Hg. v. Mercator Research Institute on Global Commons and Climate Change (MCC) gGmbH. Berlin.
- Kattelman, Felix; Burkhardt, Alexander; Blesl, Markus; Fahl, Ulrich; Hufendiek, Kai (2022): Einfluss der CO₂-Bepreisung auf den Wärmemarkt. Ariadne Analyse. Hg. v. Kopernikus-Projekt Ariadne. Potsdam.
- Kattelman, Felix; Siegle, Jonathan; Cunha Montenegro, Roland; Sehn, Vera; Blesl, Markus; Fahl, Ulrich (2021): How to Reach the New Green Deal Targets: Analysing the Necessary Burden Sharing within the EU Using a Multi-Model Approach. In: *Energies* 14 (23). DOI: 10.3390/en14237971.
- Korkmaz, Pinar; Cunha Montenegro, Roland; Schmid, Dorothea; Blesl, Markus; Fahl, Ulrich (2020): On the Way to a Sustainable European Energy System: Setting Up an Integrated Assessment Toolbox with TIMES PanEU as the Key Component. In: *Energies* 13 (3). DOI: 10.3390/en13030707.
- Luderer, Gunnar; Kost, Christoph; Sörgel, Dominika (2021): Deutschland auf dem Weg zur Klimaneutralität 2045 - Szenarien und Pfade im Modellvergleich. Hg. v. Kopernikus-Projekt Ariadne. Potsdam.

- Maerz, Steven (2018): Private Kleinvermieter - Ein vergessener Akteur auf dem Weg zur Waermewende?! In: *Energiewirtschaftliche Tagesfragen* 68 (3).
- Montag, Felix; Sagimuldina, Alina; Schnitzer, Monika (2020): Are temporary value-added tax reductions passed on to consumers? Evidence from Germany's stimulus. Online verfügbar unter <http://arxiv.org/pdf/2008.08511v1>.
- OECD (Hg.) (2009): What are equivalence scales. Online verfügbar unter <https://www.oecd.org/economy/growth/OECD-Note-EquivalenceScales.pdf>, zuletzt geprüft am 12.07.2023.
- Pizer, William A.; Sexton, Steven (2019): The distributional impacts of energy taxes. In: *Review of Environmental Economics and Policy* 13, S. 104–123.
- Preuß, Malte; Reuter, Wolf Heinrich; Schmidt, Christoph M. (2019): Verteilungswirkung einer CO₂-Bepreisung in Deutschland. In: *Arbeitspapier Sachverständigenrat zur Begutachtung der Gesamtwirtschaftlichen Entwicklung* (8).
- Ruhnau, O.; Bucksteeg, M.; Ritter, D.; Schmitz, R.; Böttger, D.; Koch, M. et al. (2022): Why electricity market models yield different results: Carbon pricing in a model-comparison experiment. In: *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 153. DOI: 10.1016/j.rser.2021.111701.
- Schulte, Isabella; Heindl, Peter (2017): Price and income elasticities of residential energy demand in Germany. In: *Energy Policy* 102. DOI: 10.1016/j.enpol.2016.12.055.
- Seibert, Dennis; Bolz, Marie-Sophie; Koch, Nicolas; Baldenius, Till (2023): Klima- und Verteilungswirkung eines Verbrenner- Neuzulassungsverbots von Pkw in Deutschland und die Rolle des CO₂-Preises. Ariadne-Analyse. Hg. v. Kopernikus-Projekt Ariadne. Potsdam.
- Sommer, Stephan; Mattauch, Linus; Pahle, Michael (2022): Supporting carbon taxes: The role of fairness. In: *Ecological Economics* 195.
- Statistische Bundesamt (Destatis) (Hg.) (2023): Daten zur Energiepreisentwicklung - Lange Reihe von Januar 2005 bis Januar 2023. Wiesbaden.
- Statistisches Bundesamt (Destatis) (2021): Qualitätsbericht Einkommens- und Verbrauchsstichprobe EVS 2018. Online verfügbar unter https://www.destatis.de/DE/Methoden/Qualitaet/Qualitaetsberichte/Einkommen-Konsum-Lebensbedingungen/einkommens-verbrauchsstichprobe-2018.pdf?__blob=publicationFile.
- Stiglitz, Joseph E. (2019): Addressing climate change through price and non-price interventions. In: *European Economic Review* 119 (4). DOI: 10.1016/j.euroecorev.2019.05.007.
- Thomas, Stefan; Fishedick, Manfred; Hermwille, Lukas; Suerkemper, Felix; Thema, Johannes; Venjakob, Maike (2019): Ein CO₂-Preis als Instrument der Klimapolitik: notwendig, aber nur im Gesamtpaket wirkungsvoll und sozial gerecht. Hg. v. Wuppertal Institut für Klima, Umwelt, Energie gGmbH. Wuppertal.
- Thöne, Michael; Gierkink, Max; Pickert, Lena; Kreuter, Helena; Decker, Hanna (2019): CO₂-Bepreisung im Gebäudesektor und notwendige Zusatzinstrumente. Hg. v. Energiewirtschaftliches Institut an der Universität zu Köln gGmbH (EWI) und Finanzwissenschaftliches Forschungsinstitut an der Universität zu Köln (FiFo Köln).
- Tibshirani, Robert; Athey, Susan; Friedberg, Rina; Hadad, Vitor; Hirshberg, David; Miner, Luke et al. (2023): Package 'grf'. Version 2.3.0. Online verfügbar unter <https://cloud.r-project.org/web/packages/grf/grf.pdf>.



Der rote Faden durch die Energiewende: Das Kopernikus-Projekt Ariadne führt durch einen gemeinsamen Lernprozess mit Politik, Wirtschaft und Gesellschaft, um Optionen zur Gestaltung der Energiewende zu erforschen und politischen Entscheidern wichtiges Orientierungswissen auf dem Weg zu einem klimaneutralen Deutschland bereitzustellen.

Folgen Sie dem Ariadnefaden:

 @AriadneProjekt

 Kopernikus-Projekt Ariadne

 ariadneprojekt.de

Mehr zu den Kopernikus-Projekten des BMBF auf kopernikus-projekte.de

Wer ist Ariadne? In der griechischen Mythologie gelang Theseus durch den Faden der Ariadne die sichere Navigation durch das Labyrinth des Minotaurus. Dies ist die Leitidee für das Energiewende-Projekt Ariadne im Konsortium von mehr als 27 wissenschaftlichen Partnern. Wir sind Ariadne:

adelphi | Brandenburgische Technische Universität Cottbus-Senftenberg (BTU) | Deutsches Institut für Wirtschaftsforschung (DIW) | Deutsches Zentrum für Luft- und Raumfahrt (DLR) | Ecologic Institute | Forschungsinstitut für Nachhaltigkeit – Helmholtz-Zentrum Potsdam (RIFS) | Fraunhofer Cluster of Excellence Integrated Energy Systems (CINES) | Friedrich-Alexander-Universität Erlangen-Nürnberg | Hertie School | ifo Institut – Leibniz-Institut für Wirtschaftsforschung an der Universität München | Institut der deutschen Wirtschaft Köln | Julius-Maximilian-Universität Würzburg | Mercator Research Institutes on Global Commons and Climate Change (MCC) | Öko-Institut | Potsdam-Institut für Klimafolgenforschung (PIK) | RWI – Leibniz-Institut für Wirtschaftsforschung | Stiftung Umweltenergierecht | Stiftung Wissenschaft und Politik | Technische Universität Berlin | Technische Universität Darmstadt | Technische Universität München | Universität Duisburg-Essen | Universität Greifswald | Universität Hamburg | Universität Potsdam | Universität Stuttgart – Institut für Energiewirtschaft und Rationelle Energieanwendung (IER) | ZEW – Leibniz-Zentrum für Europäische Wirtschaftsforschung