

Friedrich-Alexander-Universität Erlangen-Nürnberg
Forschungsseminar I+II: Mixed Methods (quantitativ):
Freiheit und Sicherheit im Lebenslauf
Dozentinnen: Prof. Dr. Nicole J. Saam & Dr. Katrin Drasch
Wintersemester 2021/22



Wissenschaftlicher Artikel

Soziale Eingebundenheit und Gesundheit im Hinblick auf einen
potenziellen Heimeinzug: Eine empirische Untersuchung mittels
Faktoriellem Survey

vorgelegt von:

Adrian Danielauer, Domenique Keding, Katharina
Weinmann, Magdalena Wagner, Sissy-Nadine Graf

Abgabetermin:

31.03.2022

Erlangen, 30.03.2022

0 Abstracts

Im Zuge des demografischen Wandels steigt die Zahl der pflegebedürftigen Menschen in Deutschland kontinuierlich. Obwohl die Pflegelandschaft vielfältige Möglichkeiten der Betreuung und Pflege dieser alternden Gesellschaft bereithält, werden lediglich 20% der altersbedingt pflegebedürftigen Menschen in einem Altenpflegeheim betreut. Die vorliegende Analyse testet auf Grundlage eines experimentellen Designs Hypothesen zur Social-Production-Function-Theory (Ormel et al. 1999). Die zugrundeliegenden Daten wurden mittels Faktoriellem Survey generiert, in welchem im Jahr 2021 etwa 200 Personen annähernd 1400 fiktive Anreize zu potenziellen Heimeinzugsentscheidungen beurteilt haben. Ein unabhängiger Effekt der sozialen Integration auf die Wahrscheinlichkeit einer Heimeinzugsempfehlung konnte gefunden werden, ein eigenständiger Effekt der körperlichen und kognitiven Gesundheit jedoch nicht. Während die soziale Integration bei kognitiver Beeinträchtigung keinen mindernden Effekt auf die Wahrscheinlichkeit einer Heimeinzugsempfehlung bewirken kann, konnte bei vorliegender körperlicher Beeinträchtigung durch vorhandene soziale Integration eine verringerte Wahrscheinlichkeit einer Heimeinzugsempfehlung beobachtet werden.

The number of people in need of care in Germany is rising continuously. This is expressed in the demographic change. Although the care field offers a variety of options for the care and nursing of this aging society, only 20 percent of people in need of care due to old age are taken care of in a nursing home. Based on an experimental design, this analysis tests hypotheses related to the Social Production Function Theory (Ormel et al. 1999). The underlying data was generated using factorial surveys in which approximately 200 individuals assessed close to 1400 fictitious incentives on potential nursing home placement decisions in 2021. An independent effect of social integration on the likelihood of a retirement home move-in recommendation has been found, but an independent effect of physical and cognitive health was not. While social integration may have no mitigating effect on the likelihood of a retirement home move-in recommendation in the presence of cognitive impairment, a reduced likelihood of a retirement home move-in recommendation was observed in the presence of physical impairment due to existing social integration.

Inhaltsverzeichnis

Abbildungsverzeichnis	4
Tabellenverzeichnis	4
1 Forschungsanlass und Forschungsfrage	5
2 Forschungsstand	7
3 Theoretische Sichtweisen und abgeleitete Hypothesen zum Kontext des Alterns	9
3.1 Social-Production-Function Theorie	9
3.2 Die Successful Ageing-Theorie.....	10
3.3 Soziale Netzwerke und Gesundheit.....	11
3.4 Hypothesen	12
4 Daten und Methoden	13
4.1 Faktorielles Survey-Modul, Variablen und Befragte	13
4.2. Antwortverteilung.....	16
4.3 Analysemodell.....	17
5 Analysen	18
5.1 Statistische und inhaltliche Interpretation der Ergebnisse.....	18
5.2 Regressionsdiagnostik	22
7 Zusammenfassung und Diskussion	24
8 Literaturverzeichnis	27
9 Eidesstattliche Erklärung	31
Anhang	32

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Die Hierarchie der Sozialen Produktionsfunktion	9
Abbildung 2: Beispiel zweier im Seminar entwickelten Vignetten	15
Abbildung 3: Histogramm der Antwortverteilung	17
Abbildung 4: Interaktionseffekt von physischer Gesundheit und sozialer Integration	21

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Übersicht der Modelle	18
Tabelle 2: Modellvergleich von logistischer Regression und Mehrebenenmodell	24

1 Forschungsanlass und Forschungsfrage

Der demografische Wandel ist ein weltweit auftretendes, aktuelles Phänomen. Je nach Region entwickelt sich dieser jedoch in unterschiedlicher Geschwindigkeit und Intensität. So war Deutschland das Land, welches als erstes eine Bevölkerungsschrumpfung zu verzeichnen hatte (Schnurr 2011, S. 43). Beispielhaft sei erwähnt, dass das Durchschnittsalter in Deutschland zwischen 1990 und 2018 um fünf Jahre und somit auf 44 Jahre gestiegen ist (Statistisches Bundesamt 2020, S. 9). Alte und Hochaltrige sind damit eine Personengruppe, welche einen immer größeren Anteil an unserer Gesellschaft repräsentieren (Schnurr 2011, S. 104). Das Erreichen eines hohen Lebensalters wird schließlich zum normalen Lebensereignis (Motel-Klingebiel et al. 2013, S. 5).

Mit der demografischen Alterung geht gleichzeitig auch ein Anstieg der pflegebedürftigen Personen einher. So wuchs der Anteil der Pflegebedürftigen zwischen 2017 und 2019 um 20% (Statistisches Bundesamt 2020, S. 9). Expert_innen prognostizieren vor dem Hintergrund einer stetig steigenden Lebenserwartung einen vorerst ungebremsten, deutschlandweiten Anstieg der über 80-Jährigen und damit verbunden, der pflegebedürftigen Menschen. Für das Jahr 2050 wird nicht nur der bisher mit Abstand höchste Anteil von über 80-Jährigen an der Gesamtbevölkerung erwartet (mit knapp 10%), auch mit einem Anteil von über 6% Pflegebedürftigen an der Gesamtbevölkerung wird gerechnet. Dies führt zu einem wachsenden Bedarf an Betreuung und Pflege dieser Menschen, welche bereits heute auf sehr unterschiedliche Art und Weise bewerkstelligt werden (ebd., S. 9; 18). Die Zunahme der Personengruppe der Alten und Hochaltrigen geht zusätzlich mit einer zunehmenden Pluralisierung und Detraditionalisierung der Phase des Alters einher: Die entsprechenden Lebensentwürfe sind von Individualisierung geprägt und werden ausdifferenzierter (Kricheldorf 2008, S. 237). Diese Ausdifferenzierung der Lebensentwürfe im Alter hat auch eine Veränderung der Wünsche und Möglichkeiten des Wohnens im Alter zur Folge. In den letzten Jahren wird eine zunehmende Transformation der Pflege- und Betreuungsmöglichkeiten beschrieben: Neben Altenheimen, Altenpflegeheimen und der ambulanten Pflege zuhause finden sich beispielsweise Mehrgenerationenhäuser, Alten-WGs, Senior_innendomizile, betreutes Wohnen oder sogenannte Demenzdörfer, welche die Betreuung und Pflege von altersbedingt pflegebedürftigen Menschen sicherstellen sollen – die Diversität der Angebote wächst. Gleichzeitig ist Wohnen und Wohnmobilität im Alter stark von sozialer Ungleichheit geprägt und von der jeweiligen finanziellen Situation, der Biografie und dem Wohnort abhängig (Höpflinger 2018, S. 79). Einer der prägenden Trends in Bezug auf den Pflegebereich im Alter ist die Feminisierung: 2019 waren 62% der Pflegebedürftigen Frauen (Statistisches Bundesamt 2020, S. 9). In der professionalisierten Altenpflege war das

Pflegepersonal im Jahr 2020 zu über 80% weiblich (Hirschberg et al. 2018, S. 19), von den pflegenden Angehörigen waren 2015 90% Frauen (Klie 2015). Ein Großteil der Pflege wird außerdem nach wie vor von zuhause aus geleistet: Etwa 80% der Pflegebedürftigen wurden Ende 2019 zu Hause versorgt, in der Regel von ihren Angehörigen. Fast die Hälfte bekommt dabei zusätzliche Unterstützung von einem ambulanten Pflegedienst (Statistisches Bundesamt 2020, S. 18).

Obwohl die demografische Alterung gesellschaftliche Realität ist und die Bevölkerungsgruppe ab 80 Jahren, die am schnellsten wachsende Altersgruppe ist, ist diese Lebensphase nicht weitreichend erforscht. Besonders in der experimentellen Survey-Forschung gab es bislang aufgrund methodischer Herausforderungen nur wenig Forschungsansätze (Motel-Klingebiel et al. 2013, S. 5). Auch bezüglich der Entscheidung für oder gegen einen Heimeinzug liegen bisher nur vereinzelt und vor allem keine konsistenten und belastbaren quantitativen Forschungsergebnisse vor¹. Um näheres über die Faktoren, welche die Entscheidung für oder gegen einen Heimeinzug beeinflussen, zu erfahren, stellt sich die Frage, wie diese Entscheidungsprozesse ablaufen. Betrachtet man die Studienlage, kann oftmals ein relevanter Einfluss der sozialen Integration auf einen potentiellen Heimeinzug gefunden werden. Das ergibt sich unter anderem vermutlich daraus, dass sich der Grad der sozialen Integration auf die individuelle Gesundheit auswirken kann (vgl. Seifert 2016, S. 2; Franken 2017, S. 10; Cacioppo/Cacioppo 2013, S. 161). Als häufigste Gründe für einen Heimeinzug werden in der Literatur unter anderem gesundheitliche Veränderungen der Betroffenen, die Entlastung der Angehörigen sowie Einsamkeit beschrieben (Thiele et al. 2002, S. 559; Mischke et al. 2015, S. 73). Somit kann gefolgert werden, dass die Entscheidung für beziehungsweise gegen einen Heimeinzug im Kontext eines spezifischen und individuellen Beziehungsgeflechts getroffen wird, in das die betroffene Person eingebunden ist (Mischke et al. 2015, S. 79). Aus diesen grundlegenden Erkenntnissen ergibt sich für den vorliegenden Artikel folgende Forschungsfrage: *Welchen Einfluss hat die soziale Eingebundenheit und die gesundheitliche Verfassung älterer Personen auf die Entscheidung für beziehungsweise gegen einen Heimeinzug?*

Alter(n) wird hier als Phase verstanden, welche mit unterschiedlichen Relationen von Gewinnen und Verlusten einhergeht, dessen Gleichgewicht sich mit steigendem Alter tendenziell

¹ Beispielhaft ist hier die Studie von Steverink (2001) zu nennen: Steverink, Nardi (2001): „When and why frail elderly people give up independent living: The Netherlands as an example“, In: Ageing and Society, 21, S. 45-69. Gemeinsam mit Ormel und Lindenberg hat dieser Bereits 1998 vorgeschlagen, die SPF-Theorie von Lindenberg (1996) als Grundlage für eine Theorie des erfolgreichen Alterns heranzuziehen. Diesen Ansatz haben sie in folgendem Artikel dargelegt: Steverink, Nardi, Lindenberg, Siegwart, Ormel, Johan (1998): „Towards understanding successful ageing: patterned change in resources and goals“, In: Ageing and Society, 18, S. 441-467.

ins Negative verschiebt und nicht zuletzt durch die soziale Eingebundenheit und gesundheitliche Verfassung beeinflusst wird (Steверink et al. 1998, S. 441). Soziale Eingebundenheit wird hierbei als wichtige Quelle für Unterstützung im Alter angesehen. Entscheidend ist dabei vor allem die subjektiv empfundene soziale Eingebundenheit, welche sich durch die Qualität von Beziehungen und Unterstützungen auszeichnet und einen weitaus wichtigeren Faktor als die quantitative Beschreibung, also die Anzahl von Beziehungen, darstellt (vgl. Vonneilich 2020, S. 35; Deindl et al. 2015, S. 1177). Gesundheit wird, Klaus Hurrelmann folgend, in diesem Zusammenhang als eine Kombination aus psychischer und physischer Gesundheit definiert. Die absolute Gesundheit ist dabei ein „Stadium des Gleichgewichts von Risikofaktoren und Schutzfaktoren, das eintritt, wenn einem Menschen eine Bewältigung sowohl der inneren [...] als auch äußeren [...] Anforderungen gelingt. Gesundheit ist ein Stadium, das einem Menschen Wohlbefinden und Lebensfreude vermittelt.“ (Hurrelmann 2010, S. 146). Nach Hurrelmann liegt selten eine “absolute Gesundheit” oder eine “absolute Krankheit” vor, sondern entsprechende Zwischenpositionen (ebd., S. 146).

Um Erkenntnisse über den Einfluss der sozialen Eingebundenheit und der gesundheitlichen Verfassung älterer Personen auf die Entscheidung für oder gegen einen Heimeinzug zu erlangen, wird in der vorliegenden Arbeit wie folgt vorgegangen: Zunächst wird der Forschungsstand vor allem zu sozialer Eingebundenheit und Gesundheit bezüglich des Alters und des Heimeinzuges dargelegt. Im darauffolgenden Kapitel wird der theoretische Bezugsrahmen mit den sich daraus ergebenden Hypothesen der vorliegenden Studie erläutert. Im Fokus des vierten Kapitels steht die der Studie zugrundeliegende Methodik. Darauf aufbauend werden die erhobenen Daten dargestellt und entsprechend den Hypothesen analysiert und anschließend die Überprüfung der Robustheit der Ergebnisse skizziert. Abschließend werden die gewonnenen Erkenntnisse sowie die Erhebung selbst kritisch reflektiert und weiterführende Gedanken im Hinblick auf zukünftige Forschungsarbeiten formuliert.

2 Forschungsstand

Zu den Faktoren soziale Eingebundenheit und gesundheitliche Verfassung in Bezug auf die Personengruppe der Alten und Hochaltrigen liegen bereits einige Forschungsergebnisse vor. Die Erkenntnisse daraus werden folgend ausschnittsweise dargelegt.

Mit Blick auf den Einfluss sozialer Integration konnte aufgezeigt werden, dass die räumliche Verbundenheit älterer Menschen eine bedeutende Rolle für einen potenziellen Heimeinzug spielt. Insbesondere eine gute Nachbarschaft stellt im Alter eine wichtige Ressource dar, um soziales Wohlbefinden aufrechterhalten zu können (Seifert 2016, S. 2). Darüber hinaus

ist soziale Integration positiv mit der selbstberichteten Gesundheit älterer Menschen assoziiert (Hejun/Michael 2013, S. 10). John T. Cacioppo und Stephanie Cacioppo (2013, S. 161) konnten in ihrer Untersuchung einen positiven Zusammenhang zwischen Einsamkeit und einer Summe von Variablen aufdecken, wie beispielsweise Depression, Herz-Kreislaufkrankungen und Diabetes. Hohe Levels von Einsamkeit und Isolation gehen zudem mit geringerer kognitiver Funktion älterer Menschen einher (Cacioppo/Cacioppo 2013, S. 59f.). Mit diesen Ergebnissen deckt sich auch der Befund, dass ältere Menschen, die sozial aktiv bleiben, insgesamt ein höheres Level an physischem und psychischem Wohlbefinden aufweisen (Steverink/Lindenberg 2006, S. 283). Die älteren Personen sind sich dieser basalen Bedeutung sozialer Eingebundenheit auch bewusst. Sie selbst zählen soziale Beziehungen zu den bedeutendsten Determinanten erfolgreichen Alterns (Von Faber et al. 2001, S. 2694). Partnerschaft und Familie sind die dominierenden Formen sozialer Beziehungen im Alter und sind damit von großer Bedeutung für ältere Menschen (Baas/Schmitt 2020, S. 483). In Anbetracht dessen ist es nicht verwunderlich, dass der Verlust einer Bezugsperson häufig Anlass gibt, über einen Heimeinzug nachzudenken (Mischke et al. 2002, S. 75). Christian Deindl et al. (2015, S. 1177, 1184) konnten in ihrer Untersuchung feststellen, dass die quantitativen und qualitativen Merkmale von sozialen Netzwerken mit der Gesundheit älterer Menschen zusammenhängen. Sie fanden einen positiven Zusammenhang zwischen der Zufriedenheit der Untersuchten mit ihrem sozialen Netzwerk und der subjektiv empfundenen sowie gemessenen Gesundheit. Andreas Motel-Klingebiel et al. (2013, S. 8) betonen in der 2013 erschienen Zeitschrift für Gerontologie und Geriatrie, dass es aber gerade in Bezug auf die Rolle sozialer Eingebundenheit in der späten und sehr späten Lebensphase noch Forschungsbedarf gebe.

In Bezug auf die gesundheitliche Verfassung konnten aktuelle Forschungen zum Thema Demenz zeigen, dass soziale Kontakte die Folgen einer fortschreitenden Demenz durchaus kompensieren können, sodass ein Heimeinzug dadurch hinausgezögert werden kann (Franken 2017, S. 10). Es hat sich auch gezeigt, dass Belastungen aus sozialen Beziehungen einen größeren gesundheitsbezogenen Effekt haben als positive Beziehungsaspekte (Brooks/Dunkel Schetter 2011, S. 905). Claudia Thiele et al. (2002, S. 559) und Mischke et al. (2015, S. 73) konnten unter anderem gesundheitliche Veränderungen, kognitive Beeinträchtigungen und Einsamkeit als unter anderem häufigste Gründe für eine Entscheidung zum Heimeinzug identifizieren. Die dargelegten Studien lassen darauf schließen, dass soziale Eingebundenheit und die gesundheitliche Verfassung tatsächlich mit der Entscheidung für oder gegen einen Einzug zusammenhängen könnten. Um sich der Frage nach dem Einfluss dieser Faktoren weiter zu nähern, geht das folgende Kapitel auf den theoretischen Rahmen der vorliegenden Forschungsarbeit ein.

3 Theoretische Sichtweisen und abgeleitete Hypothesen zum Kontext des Alterns

Im folgenden Kapitel soll der theoretische Rahmen der vorliegenden Studie genauer erläutert werden. Dazu wird zunächst auf die Social-Production-Function Theorie, die Successful Ageing Theorie sowie die Netzwerktheorie von Lisa F. Berkman, Thomas Glass, Ian Brissette und Theresa D. Seeman eingegangen. Anschließend werden die daraus abgeleiteten Hypothesen vorgestellt.

3.1 Social-Production-Function Theorie

Zentraler Bezugspunkt für die Social-Production-Function Theorie ist der 1999 erschienene Aufsatz „Subjective Well-Being and Social Production Functions“ von Johan Ormel, Siegwart Lindenberg, Nardi Steverink und Lois M. Verbrugge. Die Autor_innen versuchen mit der Theorie der Sozialen Produktionsfunktion Annahmen darüber zu treffen, wie Menschen in Abhängigkeit von ihrer Ressourcenausstattung subjektives Wohlbefinden produzieren beziehungsweise steigern. Dies soll als theoretische Grundlage dienen, um die Messung von subjektivem Wohlbefinden zu ermöglichen. Wohlbefinden sehen die Autor_innen als zentrales Ziel menschlichen Handelns (Ormel 1999, S. 62). Akteur_innen versuchen laut SPF-Theorie innerhalb ihrer individuellen Ressourcenausstattung die universellen Ziele des sozialen und physischen Wohlbefindens zu erreichen, um so subjektives Wohlbefinden zu generieren. Grundlegende Annahme dabei ist, dass Menschen basierend auf den ihnen zur Verfügung stehenden Informationen aktive Akteur_innen sind, die entlang einer Kosten-Nutzen-Abwägung eine rationale und effektive Entscheidung treffen, um Wohlbefinden zu erlangen (ebd., S. 66f.). Die beiden universellen Ziele des sozialen und physischen Wohlbefindens können durch die instrumentellen Ziele, also die primären und sekundären Zwischengüter erreicht werden (Ormel et al. 1999, S. 62, 67f.). Diese werden in Abbildung 1 (eigene Darstellung) genauer illustriert:

Abbildung 1: Die Hierarchie der Sozialen Produktionsfunktion

Universelle Ziele/ Bedürfnisse	Subjektives Wohlbefinden				
	Physisches Wohlbefinden		Soziales Wohlbefinden		
Primäre Zwischengüter	Stimulation	Komfort	Status	Verhaltensbestätigung	Affektion
Sekundäre Zwischengüter	Physische & geistige Aktivierung	Abwesenheit von Schmerz, Durst, Hunger; Sicherheit	Beruf, Lebensstil	Konformes Verhalten entlang eigener & externer Normen	Intime Beziehungen, emotionale Unterstützung
Beispiele für Ressourcen	Sport	Essen, Geld	Bildung, Klassenzugehör- rigkeit	Soziale Kompetenzen	Partner_in, Attraktivität

In der SPF-Theorie wird angenommen, dass die Zwischengüter außerdem substituierbar sind. Sollten also bestimmte Ressourcen nicht mehr verfügbar sein, kann dieser Verlust durch die Steigerung anderer Zwischengüter ausgeglichen werden. Die Substituierbarkeit ist allerdings begrenzt und primäre Zwischengüter dürfen ein gewisses Mindestniveau nicht unterschreiten (ebd., S. 70ff.). Die SPF-Theorie bietet zusammengefasst eine Reihe von Überlegungen, die versuchen zu erklären, wie sich Lebensveränderungen auf individuelle Ressourcen, die entsprechende Kosten-Nutzen-Abwägung und damit schlussendlich auch auf das Wohlbefinden auswirken (ebd., S. 82).

3.2 Die Successful Ageing-Theorie

Mit der Successful Ageing-Theorie, also der Theorie des erfolgreichen Alterns, stellen sich Nardi Steverink, Siegwart Lindenberg und Johan Ormel (1998, S. 441f.) die Frage, was Menschen erfolgreich altern lässt, welche Umstände darauf Einfluss haben und wie erfolgreiches Altern gemessen werden kann. Um ein Modell des erfolgreichen Alterns zu skizzieren, greifen die Autor_innen auf die SPF-Theorie zurück. Unter Altern verstehen die Autor_innen einen Prozess, in dem sich das Gleichgewicht zwischen Gewinnen und Verlusten von Ressourcen verändert und sich mit steigendem Alter tendenziell ins Negative verschiebt. Das liege vor allem darin begründet, dass der Alterungsprozess mit körperlichen, sozialen und psychischen Veränderungen einhergeht und deswegen eine Anpassungsstrategie von Nöten sei. Erfolgreiches Verhalten verstehen die Autor_innen dabei als eine Maximierung des subjektiven Wohlbefindens. Eine Person ist also umso erfolgreicher, je mehr physisches und soziales Wohlbefinden sie erhalten kann (ebd., S. 441f., 453).

Bezüglich des erfolgreichen Alterns und der Aufrechterhaltung des Wohlbefindens spielt die Substituierbarkeit von Ressourcen im Laufe des Alterungsprozesses eine immer wichtigere Rolle, da die Individuen vor allem dann erfolgreich altern würden, wenn sie sich den sich ändernden Gegebenheiten anpassen. Die Autor_innen vermuten ein Muster bezüglich der Entwicklung der primären Zwischengüter: Der Status nehme vor allem durch eine Pensionierung als erstes Zwischengut ab. Kompensieren die Zwischengüter Stimulation und Verhaltensbestätigung eine Zeit lang noch die Verluste bezüglich des Status, ist zu erwarten, dass sie durch mögliche Erkrankungen als zweites sinken. Diese Verluste können schließlich durch Komfort und Affektion zum Beispiel durch Vorhandensein eines/einer Partner_in kompensiert werden (ebd., S. 454ff.).

Die Autor_innen formulieren entlang ihrer Annahmen im Weiteren vier Hypothesen, von welchen eine für die vorliegende Untersuchung von besonderer Bedeutung ist. Die Hypothese der „kritischen Phase“ besagt, dass wenn von den instrumentellen Zielen im Alterungsprozess nur

noch Zuneigung und Komfort verbleiben, würde dies nicht mehr für einen Ausgleich durch Substituierung ausreichen und das Risiko für hohe Verluste des allgemeinen Wohlbefindens würde steigen. Die Bedrohung durch eine kritische Phase könnte so groß werden, dass drastischere Maßnahmen, wie beispielsweise der Einzug in ein Pflegeheim, zur Handlungsoptionen werden (ebd., S. 457). Zusammenfassend lässt sich sagen, dass die Successful Ageing-Theorie, ausgehend von der SPF-Theorie, die Möglichkeit erfolgreichen Alterns analysiert. Nachdem sich im Laufe des Alter(n)s die Ressourcenverfügbarkeit verändert und die Ressourcenverluste tendenziell steigen, wird eine individuelle Anpassungsstrategie zur Maximierung des eigenen Wohlbefindens wichtig.

3.3 Soziale Netzwerke und Gesundheit

Um mögliche Einflüsse zwischen Gesundheit und sozialen Netzwerken besser verstehen zu können, eignet sich die Netzwerktheorie von Lisa F. Berkman, Thomas Glass, Ian Brissette und Theresa D. Seeman (2000). Diese entwickelten ein Modell, welches den kausalen Prozess der Beeinflussung der Gesundheit durch soziale Netzwerke nachzeichnen soll. Es konnte bereits empirisch belegt werden, dass soziale Netzwerke den Ressourcenfluss formen, wodurch sie auch die Möglichkeiten und Verhaltensweisen und somit auch das individuelle Verhalten sowie individuelle Einstellungen und folglich die Gesundheit ihrer Mitglieder beeinflussen können (ebd., S. 843ff.). Die Beeinflussung von sozialen Netzwerken auf das Verhalten geschieht laut den Autor_innen über vier Hauptpfade: (a) die Bereitstellung sozialer Unterstützung, (b) durch sozialen Einfluss (ebd., S. 848f.), (c) über soziale Teilhabe und (d) realen Kontakt zu anderen, welcher die Exposition gegenüber möglichen Krankheitserregern bestimmt (Berkman et al. 2000, S. 848f.; Deindl et al. 2015, S. 1177). Diese Beeinflussung des Verhaltens der Mitglieder von sozialen Netzwerken wirkt sich im Weiteren über drei Pfade auf die individuelle Gesundheit aus: (1) Das individuelle Gesundheitsverhalten (gesundheitsförderliche und -schädigende Verhaltensweise), (2) über psychologische Pfade (Können adaptive Bewältigungsstile und damit das Wohlbefinden fördern) sowie (3) über physiologische Pfade (Isolation kann Stress auslösen und dadurch den körperlichen Alterungsprozess fördern) (ebd., S. 850ff.).

Berkman et al. bieten damit einen konzeptionellen Rahmen, um die Auswirkung sozialer Netzwerke auf die individuelle Gesundheit zu erörtern. Hinzuzufügen ist, dass die Akteur_innen nur begrenzten Einfluss darauf haben, welche sozialen Netzwerk ihnen zugänglich und wie diese beschaffen sind (Lutter 2021, S. 259). Soziale Netzwerke und die darin stattfindenden Beziehungen sind aber, wie es das Modell darlegt, wichtige Voraussetzung für Ressourcenaustausch und soziale Unterstützung (Vonneilich 2020, S. 35). Berkman et al. (2000, S. 846) liefern damit zusammengefasst ein Modell, das skizziert, wie soziale Netzwerke sich über

verschiedene Wege auf die individuellen Verhaltensweisen und daran anschließend auf den individuellen Gesundheitszustand auswirken kann. Die sozialen Netzwerke sind damit nicht nur eine Ressource für soziales Wohlbefinden, also Affektion, Verhaltensbestätigung und Status, sondern auch für die eigene individuelle Gesundheit und somit auch eine wichtige Ressource für das physische Wohlbefinden, also Stimulation und Komfort.

3.4 Hypothesen

Entlang der beschriebenen theoretischen Überlegungen ergeben sich bezüglich des Forschungsgegenstandes sechs Hypothesen: Wie im vorangehenden Kapitel beschrieben, hat das Gefühl der sozialen Integration einen wichtigen Einfluss auf die Gesundheit und damit auch, der SPF-Theorie folgend, eine wichtige Ressource für das Wohlbefinden. Daraus ergibt sich die erste Hypothese:

H_{1a}: Je besser sich die Person sozial in ihr Wohnumfeld eingebunden fühlt, desto geringer ist die Wahrscheinlichkeit, dass ein Heimeinzug empfohlen wird.

Partner_innen sind in der SPF-Theorie als wichtige Ressource für Soziales Wohlbefinden beschrieben und durch die mögliche Unterstützungsleistung, welche von ihnen ausgeht, auch für das physische Wohlbefinden relevant. Deshalb kann folgendes angenommen werden:

H_{1b}: Das Vorhandensein eines Partners/einer Partnerin verringert die Wahrscheinlichkeit, dass ein Heimeinzug empfohlen wird.

Nachdem die physische und die psychische Gesundheit laut SPF-Theorie wichtige Ressourcen für die primären Zwischengüter sind, kann angenommen werden, dass die Empfehlung für einen Heimeinzug mit schlechterer Gesundheit wahrscheinlicher wird. Daraus ergeben sich die Hypothesen 2a und 2b:

H_{2a}: Je stärker die Person kognitiv beeinträchtigt ist, desto wahrscheinlicher wird ein Heimeinzug empfohlen.

H_{2b}: Je stärker die Person körperlich beeinträchtigt ist, desto wahrscheinlicher wird ein Heimeinzug empfohlen.

Berkman et al. erörtern, dass Soziale Netzwerke und die darin stattfindenden Beziehungen eine wichtige Voraussetzung für den Ressourcenaustausch und soziale Unterstützung und somit, der SPF-Theorie folgend, auch für die Aufrechterhaltung des Wohlbefindens sind. Außerdem kann laut SPF- und Successful Ageing-Theorie davon ausgegangen werden, dass sich die primären

Zwischengüter gegenseitig in einem gewissen Maß kompensieren können, wodurch Verluste ausgeglichen und somit auch drastischere Entscheidungen, wie ein Heimeinzug hinausgezögert werden können. Aus diesen Annahmen ergeben sich die Hypothesen 3a und 3b:

H_{3a}: Ist die Person kognitiv beeinträchtigt, kann soziale Integration die Wahrscheinlichkeit einer Empfehlung eines Heimeinzuges reduzieren.

H_{3b}: Ist die Person körperlich beeinträchtigt, kann soziale Integration die Wahrscheinlichkeit einer Empfehlung eines Heimeinzuges reduzieren.

Die nun folgenden Kapitel werden sich der Datenerhebung widmen. Dazu werden im anschließenden Kapitel zunächst die methodischen Überlegungen und Anwendungen erklärt.

4 Daten und Methoden

4.1 Faktorielles Survey-Modul, Variablen und Befragte

Zur Überprüfung der Hypothesen werden nachfolgend Daten aus einer eigens entwickelten Studie zur Ermittlung einflussreicher Faktoren im Kontext der Heimeinzugsentscheidung herangezogen. Die Studie wurde 2021 im Rahmen eines Forschungsprojektes im Seminar „Mixed Methods (quantitativ): Freiheit und Sicherheit im Lebenslauf“ an der Friedrich-Alexander-Universität Erlangen-Nürnberg erhoben. Die Befragung basiert auf einem Faktoriellen Survey (FS)-Modul, in welchem die Befragungspersonen gebeten wurden, hypothetische Situationsbeschreibungen (sog. Vignetten) zu bewerten (Beck/Opp 2001, S. 284f.; Jasso 2006, S.351; Rossi/Anderson 1982, S. 177f.). Die einzelnen Merkmale der Situationsbeschreibungen wurden dabei experimentell variiert – eine Methode, welche die Vorteile von Surveys und von Experimenten vereint (Auspurg/Hinz 2015, S. 9). Konkret wurden den Befragungspersonen im Faktoriellen Survey jeweils sieben Szenarien hypothetischer Personen vorgestellt. Die Befragten sollten unter Einbezug verschiedener Faktoren anhand einer 7-stufigen Rating-Skala (*von 0 = „sehr unwahrscheinlich“ bis 7 = „sehr wahrscheinlich“*) beurteilen, ob sie der beschriebenen Person einen Heimeinzug empfehlen würden oder nicht. Im Rahmen des Faktoriellen Surveys wurden die Befragungspersonen zufällig entweder dem Low-Cost- oder dem High-Cost-Szenario zugewiesen. Im Low-Cost-Szenario sollten sie im Sinne eines Beraters beziehungsweise einer Beraterin bei einer NGO entscheiden. Hierzu wurden die skizzierten Personen jeweils mit einem fiktiven Namen versehen, um die Vorstellungskraft der Befragten anzuregen. Im High-Cost-Szenario hingegen, sollten die Befragten im Sinne eines Angehörigen beziehungsweise einer Angehörigen der älteren Person entscheiden, inwieweit ein Heimeinzug empfehlenswert ist oder

nicht. Die beschriebenen Personen wurden diesbezüglich direkt als Angehörige bezeichnet. Anhand dieser Aufteilung sollte getestet werden, ob sich Differenzen in der Bewertung der Befragungspersonen ergeben, wenn diese lediglich als Berater_in beurteilen oder wenn sie die Situation als direkte Bezugsperson im Sinne eines/einer Angehörigen bewerten. Unter Berücksichtigung der Low-Cost-These sind Einstellungen vor allem dann handlungsleitend, wenn ihre Befolgung mit geringen Kosten für die Akteur_innen verbunden ist (Diekmann/Preisendörfer 2003, S. 443f.). Demnach wäre zu erwarten, dass Befragungspersonen in der Beratungsrolle eher einen Heimeinzug empfehlen als in der Rolle der Angehörigen, da die Beratungsrolle mit geringeren persönlichen Kosten verbunden ist. Inwieweit sich diese These bestätigt hat, wird im weiteren Verlauf des Berichts geklärt.

Für die Erläuterung der relevanten Variablen der Untersuchung ist zunächst anzumerken, dass die Vignettenbeurteilung („*Wie wahrscheinlich würden Sie sich für einen Heimeinzug der beschriebenen Person aussprechen?*“) die abhängige metrische Variable darstellt. Dazu wurden zum einen unabhängige Variablen auf Vignettenebene betrachtet, die sich in neun Dimensionen untergliedern. Diese unabhängigen Variablen wurden referenzkategoriiell analysiert, das heißt es wurde für jede Dimension eine Ausprägung festgelegt, auf die sich die Regressionsergebnisse der weiteren Ausprägungen beziehen. Zum anderen sind unabhängige Variablen auf Personenebene in die Analyse eingeflossen, das heißt Merkmale der Befragungspersonen, die innerhalb des Rahmenfragebogens erhoben und anschließend einer Dummykodierung unterzogen wurden. Insgesamt wurden vier Dimensionen gewählt, um die vorliegenden Hypothesen zu überprüfen. Dies ist erstens der *Familienstand* mit zwei Ausprägungen („*alleinstehend*“, „*wohnt mit ihrem Partner/seiner Partnerin zusammen*“), der den Einfluss eines Partners beziehungsweise einer Partnerin auf die Empfehlungswahrscheinlichkeit testen sollte. Diese Dimension steht in engem Zusammenhang mit der relevanten Dimension *Soziale Integration*. Mit insgesamt drei Ausprägungen („*gut in ihr/sein Wohnumfeld eingebunden*“, „*mäßig eingebunden*“, „*einsam*“) wurde vorgegeben, wie gut oder schlecht die beschriebene Person in ihr gegenwärtiges Wohnumfeld integriert ist. Um den Befragten die Beantwortung der Vignetten möglichst einfach zu gestalten und gleichzeitig herausfinden zu können, welchen Einfluss die soziale Integration auf einen potenziellen Heimeinzug hat, wurde die Mittelkategorie „*mäßig eingebunden*“ nicht in den Vignetten aufgenommen, sondern als Platzhalterkategorie verwendet. Die beiden angeführten Dimensionen wurden zur Überprüfung der Thesen hinsichtlich der sozialen Eingebundenheit herangezogen. Um die Thesen auch in Bezug auf die gesundheitliche Verfassung überprüfen zu können, wurden zudem die Dimensionen *Kognitive Gesundheit* und *Physische Gesundheit* untersucht. Für erstere wurden innerhalb der Vignetten folgende Ausprägungen variiert: „*keine*

kognitiven Beeinträchtigungen“, „beginnende Demenz“ sowie „starke Demenz“. Die physische Gesundheit wurde mit den Levels „benötigt keine Hilfsmittel“, „benötigt Hilfsmittel“ und „ist bettlägerig“ dargestellt. Abbildung 2 zeigt eine Beispielvignette, welche die bereits erwähnte siebenstufige Rating-Skala zur Empfehlungswahrscheinlichkeit eines Heimeinzugs illustriert. Die variierten Dimensionen sind unterstrichen dargestellt und für die Hypothesentestung besonders zentrale Dimensionen optisch hervorgehoben.

Abbildung 2: Beispiel zweier im Seminar entwickelten Vignetten

Low-Cost-Szenario:

Der 75-jährige Herr Meier ist alleinstehend. Er fühlt sich einsam. Er hat keine kognitiven Beeinträchtigungen, ist aber bettlägerig und auf fremde Hilfe angewiesen. Er hat keine Familienmitglieder, welche die Pflege zu Hause übernehmen könnten. Es gibt aber die Möglichkeit der Unterstützung durch einen ambulanten Pflegedienst. Für die Kosten einer Heimunterbringung müssten finanzielle Mittel von Herrn Meiers Angehörigen verwendet werden.

Wie wahrscheinlich würden Sie sich für einen Heimeinzug der beschriebenen Person aussprechen?

sehr unwahrscheinlich unentschieden sehr wahrscheinlich

High-Cost-Szenario:

Ihre 90-jährige Angehörige wohnt mit ihrem Partner zusammen. Trotzdem fühlt sie sich einsam. Sie hat keine kognitiven Beeinträchtigungen, kann sich zu Hause aber nur mit Hilfsmitteln fortbewegen. Sie hat keine weiteren Familienmitglieder, welche die Pflege zu Hause übernehmen könnten. Es ist auch keine Unterstützung durch einen ambulanten Pflegedienst möglich. Für die Kosten einer Heimunterbringung müsste Ihre Angehörige ihre eigenen finanziellen Mittel verwenden.

Wie wahrscheinlich würden Sie sich für einen Heimeinzug der beschriebenen Person aussprechen?

sehr unwahrscheinlich unentschieden sehr wahrscheinlich

(Quelle: Unipark; zuletzt aufgerufen am 23.11.2021)

Insgesamt wurden 1470 verschiedene Vignetten im Rahmen des Experiments eingesetzt. Um eine möglichst effiziente Auswahl der zu beantwortenden Vignetten zu ermöglichen, wurde, den Empfehlungen der Experimentalliteratur zufolge, ein D-effizientes Design realisiert. Dabei werden Vignetten, deren Dimensionen untereinander korrelieren, ausgeschlossen und eine maximale Varianz der Ausprägungen ermöglicht (technisch: sogenannte fraktionalisierte, D-effiziente Auswahl; für Details: vgl. Frodermann et al. 2013). Der Wert der D-Effizienz liegt im Rahmen dieser Untersuchung bei 93,9 und ist somit nahezu maximal effizient. Die Auswahl der zu beantwortenden Vignetten wurde zudem mithilfe eines sogenannten Resolution-Designs der Stichprobe erlangt. In diesem Fall handelt es sich um ein Resolution-V-Design, das sich besonders gut dafür eignet, einen möglichst großen Erkenntnisgewinn aus dem Faktoriellen Survey zu extrahieren (Auspurg/Hinz 2015, S. 30f.). Im Rahmen der Randomisierung wurden schließlich sieben Vignetten zufällig zu einem Deck zugeordnet, sodass sich 30 Decks ergeben haben (15 High-Cost-Decks und 15 Low-Cost-Decks), die den Befragten nach dem Zufallsprinzip vorgelegt

wurden. Zusätzlich ist anzumerken, dass sich der Modus der Erhebung auf eine Online-Befragung belief.²

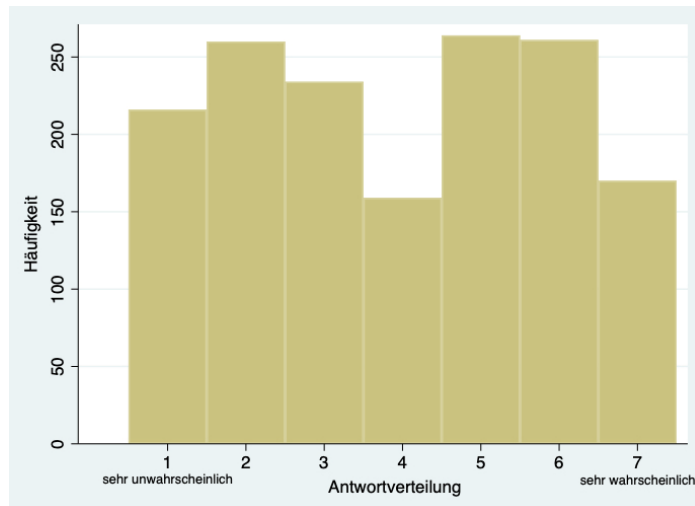
4.2. Antwortverteilung

Bei der hier vorliegenden Antwortverteilung aus der Online-Befragung handelt es sich vorwiegend um Daten von Studierenden der Friedrich-Alexander-Universität Erlangen-Nürnberg. Es ist allerdings anzumerken, dass auch universitätsfremde Personen an der Befragung teilgenommen haben. Denn die Auswahlmethode der Befragungspersonen fand auf Basis eines Schneeballsystems statt, grundlegend dafür war ein E-Mail-Verteiler mit Studierenden, die bereits an verwandten universitären Veranstaltungen teilgenommen hatten. Mithilfe dieses Verteilers konnten letztlich 50% der Teilnehmer_innen rekrutiert werden. 75% der Befragten sind Studierende, die restlichen 25% belaufen sich auf universitätsfremde Personen. Die durchschnittliche Bearbeitungsdauer des Fragebogens, der in einem Zeitraum vom 21.11.2021 bis 03.12.2021 erhoben wurde, beträgt acht Minuten, was auf eine akzeptable Länge des Fragebogens sowie eine passende Anzahl an Vignetten pro Deck hinweist (vgl. Auspurg/Hinz 2015, S. 49).

Der meistgenannte Kritikpunkt, der sowohl innerhalb des vorab durchgeführten Pretests als auch innerhalb des Fragebogen-Settings der Haupterhebung geäußert wurde, ist, dass sich die Befragungspersonen mit den in den Vignetten gegebenen Informationen nicht dazu in der Lage fühlten, die Situation adäquat zu beurteilen, da sie sich nicht ausreichend in die Situation hineinversetzen konnten. Diesbezüglich ist anzumerken, dass dies ein prinzipielles Problem bei Faktoriellen Surveys darstellt. Insgesamt können Antworten von 199 Befragten berücksichtigt werden. Demnach konnten aus der Befragung 1.392 gültige Vignettenurteile zur Heimeinzugsentscheidung gewonnen werden. Die sich daraus ergebende Antwortverteilung kann Abbildung 3 entnommen werden. Innerhalb des Histogramms zeigt sich zunächst, dass die angebotenen Antwortkategorien von 1 „*sehr unwahrscheinlich*“ bis 7 „*sehr wahrscheinlich*“ vollständig ausgeschöpft wurden, woraus ein Mittelwert von 3,93 resultiert. Am wenigsten häufig besetzt ist dabei die Mittelkategorie (4) sowie die eindeutige Entscheidung gegen einen Heimeinzug (7). Somit kann zum einen ein *error of central tendency* (engl. für Tendenz zur Mitte) ausgeschlossen werden, zum anderen jedoch eine mögliche Aquieszenz vorliegen. Da jedoch beide Extremurteile weniger häufig besetzt sind als die Zwischenausprägungen, kann ein *error of extreme tendency* (engl. für Tendenz zu extremen Urteilen) ausgeschlossen werden.

² Eine Übersicht der einbezogenen Dimensionen sowie deren Ausprägungen und der relevanten Variablen findet sich im Anhang, ausführliche Informationen zum FS-Modul finden sich in Frodermann et al. (2013).

Abbildung 3: Histogramm der Antwortverteilung



Im Hinblick auf die bisherigen theoretischen Annahmen der Rational-Choice-Theorie, an welchen sich in der vorliegenden Forschungsarbeit mittels einer High- und Low-Cost-Hypothese orientiert wurde, lässt sich innerhalb der vorliegenden Häufigkeitsverteilung ein eher typisches und durchaus auch erwünschtes Antwortverhalten erkennen. Denn entsprechend der Erwartung, dass Befragungspersonen aufgrund der geringeren persönlicheren Kosten in der Berater_innenrolle eher einen Heimeinzug empfehlen als in der Rolle einer oder eines Angehörigen, könnte die sich ausgleichende Antwortverteilung unter der Berücksichtigung dieser beiden Varianten erklärt werden.

4.3 Analysemodell

Eine Möglichkeit der Analyse der mittels Faktoriellem Survey erhobenen Daten besteht nun zum Beispiel in der Schätzung einer üblichen OLS-Regression (Auspurg/Hinz 2015, S. 90). Um die Annahme der Homoskedastizität zu gewährleisten, welche durch die Clusterstruktur der Daten verletzt werden würde, wäre in diesem Rahmen die Berechnung von clusterrobusten Standardfehlern erforderlich. Da jedoch in der klassischen multivariaten linearen Regression die spezifischen Eigenschaften hierarchischer Daten keine Berücksichtigung finden, bietet sich für die Auswertung die Modellierung eines Regressionsverfahrens für Mehrebenenendaten an. Für die Analyse genesteter Daten, wie sie im Rahmen dieser Studie vorliegen, bei denen mehrere untergeordnete Einheiten (Vignetten) in einer übergeordneten Einheit (Zielperson) beinhaltet sind, eignet sich konkret ein Random Intercept Modell. In dessen Rahmen wird für jedes Cluster, also für jede befragte Person, eine separate Regression geschätzt. Variiert wird dabei der Intercept, also die Konstante, die Steigung hingegen wird konstant gehalten (Auspurg/Hinz 2015, S. 91). Diesem Modell liegt die implizite Annahme zugrunde, dass sich die Vignetten-Dimensionen in ähnlicher Weise auf die Vignetten-Bewertung auswirken, aber diese Bewertungen

unterschiedliche Ausgangsniveaus aufweisen (Hadler 2004, S. 59). Ein Random Intercept Modell gibt, anders als eine OLS-Regression, zusätzlich den Anteilswert der erklärten Varianz an der Gesamtvarianz an, der durch die Berücksichtigung der Personenebene generiert wird. Es zeigt sich also, wie homogen oder heterogen das Antwortverhalten innerhalb der Personen selbst ist. Im Rahmen dieses Modells wurden die Hypothesen H_{1a} bis H_{2b} überprüft. Für die Testung der Interaktionshypothesen H_{3a} und H_{3b} war es ausreichend, separate multivariate Regressionsmodelle zu schätzen, da hierbei die Variation des Antwortverhaltens innerhalb der Personen, welche im Mehrebenenmodell mittels Rho angegeben wird, keine relevante Zusatzinformation bedeutete hätte.

5 Analysen

5.1 Statistische und inhaltliche Interpretation der Ergebnisse

Zu Beginn werden nun die Ergebnisse des Random Intercept Modells erläutert, mit welchem die Hypothesen H_{1a} bis H_{2b} untersucht wurden, um nachfolgend und abschließend die Interpretation der Modelle vorzustellen, mit welchen die Überprüfung der Interaktionshypothesen H_{3a} und H_{3b} realisiert wurde. In Tabelle 1 findet sich eine Zusammenstellung der Ergebnisse aller gerechneten Modelle. Zunächst ist festzuhalten, dass insgesamt 1,392 beantwortete Vignetten von insgesamt 199 befragten Personen berücksichtigt wurden. Die Signifikanz des Gesamtmodells ist gegeben, woraus folgt, dass mindestens eine der im Modell implementierten Variablen einen signifikanten Erklärungsbeitrag leisten kann. Wird zuoberst die Altersdimension betrachtet, ist hier bereits ein signifikanter Effekt zu konstatieren. Den Vorzeichen der entsprechenden Koeffizienten ist zu entnehmen, dass je älter die skizzierte Person ist, ein Heimeinzug umso wahrscheinlicher empfohlen wird.

Tabelle 1: Übersicht der Modelle

Variable	Koeffizient
Alter (Ref.: 60 Jahre)	
75 Jahre	0.239# (0.124)
90 Jahre	0.539*** (0.124)
Geschlecht (Ref.: männlich)	
Weiblich	-0.037 (0.101)
Familienstand (Ref.: alleinstehend)	
Wohnt mit Partner/in zusammen	-0.118 (0.101)
Soziale Integration (Ref.: einsam)	

Sozial integriert	-0.331** (0.123)
Sozial mäßig integriert	-0.301* (0.124)
Kognitive Beeinträchtigung (Ref.: dement)	
Keine kognitive Beeinträchtigung	0.051 (0.123)
Beginnende Demenz	-0.128 (0.124)
Physische Gesundheit (Ref.: bettlägerig)	
Ohne Hilfsmittel	-0.203 (0.124)
Mit Hilfsmitteln	-0.163 (0.124)
Informelle Pflege (Ref.: keine Familienmitglieder für Pflege)	
Familienmitglieder für Pflege vorhanden	0.182# (0.101)
Formelle Pflege (Ref.: kein ambulanter Pflegedienst)	
Ambulanter Pflegedienst	-0.049 (0.101)
Finanzielle Mittel (Ref. von Angehörigen)	
Eigene finanzielle Mittel	0.456*** (0.125)
Sozialhilfe	0.338** (0.124)
Geschlecht der Befragten (Ref.: weiblich)	
Männliche Befragte	-0.045 (0.143)
Erfahrung Heim	-0.167 (0.146)
Heimarbeit	-0.002 (0.150)
Studis	-0.306* (0.143)
Highcost	-0.015 (0.123)
dement#sozial integriert	0.300 (0.235)
bettlägerig#sozial integriert	-.731*** (0.233)
_cons	4.096*** (0.305)
N	1392
sigma u	0.473
sigma e	1.867
rho	0.060

Anmerkung: Kontrollvariable „Reihenfolge“ aus Platzgründen nicht abgebildet. Die kompletten Modelle sind im Anhang abgebildet.

$p < 0.1$, * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.005$

Die darauffolgende Dimension des Geschlechts, hier für die Frauen ausgegeben, ist insignifikant, weshalb angenommen werden kann, dass das Geschlecht der im Survey skizzierten Personen keinen Einfluss auf die Beantwortung der Vignetten genommen hat. Gleiches gilt für die Variable

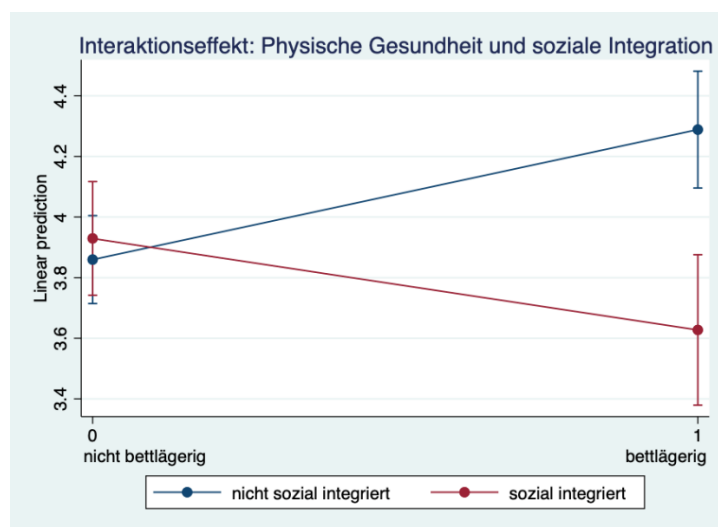
des Familienstands. Ob eine Person mit oder ohne Partner beziehungsweise Partnerin zusammenlebt, erklärt keine Variation innerhalb der Vignettenbeantwortung. Daraus folgt, dass Hypothese H_{1b} verworfen werden muss: Das Vorhandensein eines Partners beziehungsweise einer Partnerin kann die Wahrscheinlichkeit, dass ein Heimeinzug empfohlen wird, nicht verringern. Ein signifikanter Effekt hingegen kann für die Dimension der sozialen Integration konstatiert werden: Je besser sich die Person sozial in ihr Wohnumfeld eingebunden fühlt, desto geringer ist die Wahrscheinlichkeit, dass ein Heimeinzug empfohlen wird. Damit kann die Hypothese H_{1a} bestätigt werden. Für die kognitive Beeinträchtigung konnte kein signifikanter Effekt beobachtet werden. Hypothese H_{2a} , der zufolge mit zunehmender kognitiver Beeinträchtigung auch die Wahrscheinlichkeit für eine Heimeinzugsempfehlung steigt, kann daher nicht bestätigt werden.

Die Dimension der physischen Beeinträchtigung stellt gewissermaßen einen Grenzfall dar. Zwar ist der Effekt insignifikant – jedenfalls dann, wenn ein Signifikanzniveau von 5% angelegt wird. Unter Berücksichtigung der recht geringen Fallzahl kann jedoch das Signifikanzniveau etwas herabgesetzt werden, womit die Hypothese H_{2b} tendenziell bestätigt werden kann: Je stärker die skizzierte Person körperlich beeinträchtigt ist, desto wahrscheinlicher wird also ein Heimeinzug empfohlen. Für die Dimension der informellen Pflege kann wiederum ein etwas deutlicherer Zusammenhang aufgedeckt werden. Diesmal liegt die Signifikanz auf dem 7%-Niveau. Auf den ersten Blick etwas kontraintuitiv, bedeutet der vorliegende Effekt inhaltlich, dass die Wahrscheinlichkeit einer Heimeinzugsempfehlung steigt, wenn die Möglichkeit besteht, dass Familienmitglieder die Pflege zu Hause übernehmen können. Für die Dimension der formellen Pflege im Gegenzug konnte kein Effekt festgestellt werden. Die finanziellen Mittel, als letzte Vignettendimension, weist einen signifikanten Zusammenhang in Bezug auf die abhängige Variable auf. Inhaltlich folgt daraus, dass die Wahrscheinlichkeit einer Heimeinzugsempfehlung dann am höchsten ist, wenn für eine mögliche Heimunterbringung eigene finanzielle Mittel verwendet werden müssten. Müsste zur Deckung der Kosten Sozialhilfe beantragt werden, ist die Wahrscheinlichkeit einer Empfehlung vermindert. Müssten die finanziellen Mittel hingegen von Angehörigen aufgebracht werden, ist die Wahrscheinlichkeit einer Heimeinzugsempfehlung am geringsten.

Die Studi-Variable ist die einzige personenbezogene Variable, die einen signifikanten Erklärungsbeitrag aufweist. Inhaltlich bedeutet der vorliegende Effekt, dass befragte Personen, die sich in schulischer oder universitärer Ausbildung befinden, weniger wahrscheinlich einen Heimeinzug empfehlen als befragte Personen, die keine Studierenden oder Auszubildenden sind. Schließlich ist im Rahmen dieses Modells der Rho-Wert von Relevanz. Er gibt an, wie hoch der Anteil der Variation der Vignettenurteile ist, der auf die Befragten selbst zurückzuführen ist (vgl.

Auspurg & Hinz 2015, S. 99). Der Wert von 0,06 kann als sehr geringer Wert interpretiert werden: Gerade einmal 6% der Vignettenurteile kann damit auf die Variation innerhalb der Befragten zurückgeführt werden. Dieser Wert zeugt von einem sehr homogenen Antwortverhalten innerhalb der Personen und für einen geringen Einfluss der spezifischen Vignettendimensionen auf das Antwortverhalten. Dieses Ergebnis deckt sich mit dem Wert des R-Quadrats, das mit 0.0489 ebenfalls sehr gering ausfällt. Zusammengefasst heißt das, dass das gewählte Modell nur einen geringen Beitrag zur Erklärung der abhängigen Variable, die Vignettenbewertung, leisten kann.³ Noch nicht im Modell berücksichtigte Hypothesen sind die beiden Interaktionshypothesen H_{3a} und H_{3b}. Sie wurden in zwei separaten Regressionsmodellen überprüft. In Hypothese H_{3a} wurde angenommen, dass bei kognitiver Beeinträchtigung der skizzierten Person, die soziale Integration die Wahrscheinlichkeit einer Empfehlung eines Heimeinzuges reduzieren würde. Dies kann auf Grundlage der Ergebnisse nicht bestätigt werden, wie sich an dem insignifikanten Interaktionsterm ablesen lässt. Ein Interaktionseffekt ergibt sich allerdings für die Dimensionen der physischen Beeinträchtigung und der sozialen Integration (siehe hierzu Abbildung 4).

Abbildung 4: Interaktionseffekt von physischer Gesundheit und sozialer Integration



Hier liegt ein signifikanter Effekt vor. Das heißt, dass bei Vorliegen einer körperlichen Beeinträchtigung das Vorhandensein sozialer Integration die Wahrscheinlichkeit einer Heimeinzugsempfehlung reduzieren kann. Auf der Y-Achse, welche auf Abbildung 4 zu sehen ist, findet sich hierbei die abhängige Variable, also die Vignettenurteile, während auf der X-Achse die Dimension der physischen Gesundheit abgebildet wird. Sie wurde im Vorfeld mit den beiden Ausprägungen “bettlägerig” und “nicht-bettlägerig” (wenn sich die Person mit oder ohne Hilfsmittel fortbewegen kann) dummykodiert. Auch die soziale Integrationsdimension wurde

³ Die vollständigen Modelle mit allen Kontrollvariablen, von denen hier nicht alle aufgeführt worden sind, können dem Anhang zu entnehmen werden.

einer Dummykodierung unterzogen (sozial integriert = 1 und sozial mäßig integriert und einsam = 0). Die blau gefärbte Gerade entspricht der Ausprägung einsam, die rot gefärbte Gerade steht für die Ausprägung sozial integriert. Es zeichnet sich ab, dass Personen, die bettlägerig, aber sozial integriert sind, deutlich weniger wahrscheinlich ein Heimeinzug empfohlen wird, als Personen, die ebenfalls bettlägerig, aber einsam sind. Ist also eine Person körperlich beeinträchtigt, kann das Vorhandensein sozialer Integration die Wahrscheinlichkeit einer Heimeinzugsempfehlung reduzieren.

Für die aus der Theorie abgeleiteten Hypothesen ergibt sich folglich ein uneindeutiges Bild: Hypothesen H_{1a} und H_{2b} können mittels empirischer Analyse (tendenziell) bestätigt werden. Dieses Ergebnis spricht für den Einfluss der sozialen Integration auf die Heimeinzugsempfehlung. Hypothesen H_{1b} und H_{2a} müssen hingegen verworfen werden: Die kognitive und körperliche Gesundheit der skizzierten Personen weisen keinen eigenständigen Effekt auf, sodass hier nicht von einem Einfluss auf die Heimeinzugsempfehlung ausgegangen werden kann. Die beiden Interaktionshypothesen weisen vergleichbare Ergebnisse auf: Während Hypothese H_{3a} verworfen werden muss, konnte die Hypothese H_{3b} bestätigt werden. Inhaltlich heißt das, dass bei vorliegender körperlicher Beeinträchtigung die Wahrscheinlichkeit einer Heimeinzugsempfehlung durch vorhandene soziale Integration verringert werden kann, im Falle einer Vorliegenden kognitiven Beeinträchtigung jedoch nicht. Mögliche Gründe für diese unterschiedlichen Ergebnisse werden in der abschließenden Diskussion erörtert.

5.2 Regressionsdiagnostik

Im Folgenden wird die Überprüfung der wichtigsten Annahmen skizziert, welche die Zuverlässigkeit der dargelegten analytischen Verfahren gewährleisten soll. Eingangs ist die korrekte Modellspezifikation zu nennen, welche besagt, dass Ausreißer beziehungsweise einzelne Fälle die Regressionsergebnisse nicht übermäßig stark beeinflussen und alle wichtigen Prädiktoren in das Regressionsmodell aufgenommen worden sind (Kohler/Kreuter 2017, S. 297). Die Resultate von Regressionsschätzungen mit nur einer kleinen Fallzahl, wie im vorliegenden Survey, laufen Gefahr, durch einzelne Extremwerte verzerrt zu werden (ebd.). Zur Bereinigung dieses Problems wurde eine Sichtung der Extremfälle vorgenommen und die entsprechenden Fälle aus dem Datensatz entfernt (Jann 2009, S. 118f.). Dies betraf Studienteilnehmende, welche alle sieben Vignetten identisch beurteilt haben, da eine solche Beantwortungen als unplausibel betrachtet werden können und die Regressionsergebnisse entsprechend verfälscht werden würden. Mittels Cook's D-Test wurden zudem insgesamt acht Ausreißer entdeckt, was bedeutet, dass die Regressionsergebnisse durch Ausreißer nur wenig verzerrt werden und die Robustheit der

Resultate durch diese nicht gefährdet wird. Die grafische Darstellung des Cook's D-Tests ist im Anhang abgebildet.

Eine weitere wesentliche Grundvoraussetzung linearer Regressionen ist die Linearitäts-Annahme. Sie postuliert, dass zwischen den unabhängigen Variablen und den abhängigen Variablen eine lineare Beziehung besteht (Kohler/Kreuter 2017, S. 293). Diese Annahme ist im vorliegenden Fall nicht von Relevanz, da keine der ins Modell eingeführten unabhängigen Variablen ein metrisches Skalenniveau aufweist.⁴ Die Vermeidung von Autokorrelation, als weitere Annahme linearer Regressionsschätzungen, kann durch das gewählte Random Intercept Modell selbst gewährleistet werden, da dieses Modell bereits die hierarchische Datenstruktur von Mehrebenen Daten berücksichtigt und möglichen Autokorrelationen entgegenwirkt. Somit kann sichergestellt werden, dass die Fehler untereinander nicht korrelieren und die Residuen voneinander unabhängig zustande gekommen sind (ebd., S. 309). Auch die Homoskedastizität der Fehlerterme konnte sowohl durch eine grafische wie auch rechnerische Überprüfung bestätigt werden – die Fehlerterme folgen keinem bestimmten Muster (Kopp/Lois 2014, S. 123). Insofern kann von der Effizienz der Schätzer und damit der korrekten Angabe der Signifikanz und der Standardfehler ausgegangen werden. Eine weitere Bedingung linearer Regressionen ist die Vermeidung von Multikollinearität, welche mittels der Berechnung der VIF-Werte, sowie der bivariaten Zusammenhänge der unabhängigen Variablen untersucht wurde (ebd., 2014, S. 123). Multikollinearität, so kann festgehalten werden, stellt der Diagnose zufolge keinerlei Problem dar.

Die einzige der aufgeführten Annahmen, welche nicht bestätigt werden konnte, ist die Normalverteilung der Residuen. Da die Nichterfüllung dieser Annahme jedoch ein eher nachrangiges Problem darstellt und alle vorangegangenen Gauß-Markov-Annahmen erfüllt werden konnten, kann insgesamt dennoch von der Zuverlässigkeit der Regressionsergebnisse ausgegangen werden. Dies kann zusätzlich durch die Schätzung einer logistischen Regression untermauert werden. Hierfür wurde die ursprüngliche abhängige Variable "vig", mit sieben Ausprägungen, dichotomisiert: Die Ausprägungen 1 bis 3 wurden mit null ("*unwahrscheinlich*"), die Ausprägungen 5 bis 7 mit eins ("*wahrscheinlich*") kodiert. Die Mittelkategorie wurde dabei keiner der beiden Ausprägungen zugeordnet. Das Resultat der logistischen Regression spricht ebenfalls für die Robustheit der Ergebnisse des Mehrebenenmodells, da vergleichbare Effekte, sowohl in der Signifikanz der Variablen wie auch in ihrer Richtung vorliegen (siehe Tabelle 2).⁵

⁴ Zwar weist die Variable des Alters der Studienteilnehmer_innen ein metrisches Niveau auf, jedoch wurde diese Variable aufgrund einer hohen Kollinearität mit der unabhängigen Variable "Studis" nicht ins Regressionsmodell aufgenommen.

⁵ Zudem kann angemerkt werden, dass sich die Ergebnisse für beide randomisierten Szenarien (High- und Low-Cost), hinsichtlich ihrer signifikanten Variablen ähneln, was ebenfalls für die Robustheit der Resultate spricht.

Zusammenfassend kann demnach festgehalten werden, dass von der Zuverlässigkeit und Robustheit der dargelegten analytischen Ergebnisse ausgegangen werden kann.

Tabelle 2: Modellvergleich von logistischer Regression und Mehrebenenmodell

	Logistische Regression	Mehrebenenmodell
Variable	Koeffizient	Koeffizient
<i>Soziale Integration (Ref.: einsam)</i>		
<i>Sozial integriert</i>	-0,343* (0,143)	-0,330** (0,123)
<i>Sozial Mäßig integriert</i>	-0,286* (0,143)	-0,301* (0,124)
<i>Kognitive Beeinträchtigung (Ref.: dement)</i>		
<i>Keine kognitiven Beeinträchtigungen</i>	0,111 (0,142)	0,051 (0,123)
<i>Beginnende Demenz</i>	-0,0592 (0,142)	-0,128 (0,123)
<i>Finanzielle Mittel (Ref.: von Angehörigen)</i>		
<i>Eigene finanzielle Mittel</i>	0,552*** (0,143)	0,456*** (0,124)
<i>Sozialhilfe</i>	0,290* (0,142)	0,338** (0,123)
<i>Pseudo R² / R²</i>	0,036	0,049
<i>N</i>	1254	1392

Anmerkung: Aus Platzgründen werden nur die signifikanten Variablen dargestellt. Die vollständigen Modelle sind im Anhang abgebildet. # $p < 0.1$, * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.005$

7 Zusammenfassung und Diskussion

Nun folgt abschließend eine methodisch und inhaltlich begründete Zusammenfassung, welche die gewonnen Ergebnisse des Forschungsprozesses zum einen kritisch diskutiert und reflektiert sowie zum anderen einen Ausblick auf Analysepotenziale gibt, an denen weiterführend angeknüpft werden kann.

Der vorliegende Faktorielle Survey hatte das Ziel, die Einflüsse der sozialen Eingebundenheit und gesundheitlichen Verfassung auf die Heimeinzugsempfehlung zu untersuchen. Dabei ist zunächst anzumerken, dass unser Modell nur einen geringen Beitrag zur Erklärung unserer abhängigen Variablen, der Vignettenbewertung, leistet. Diese geringe Erklärungskraft und das damit einhergehende heterogene Antwortverhalten der Befragten könnte durch die Komplexität der Thematik des Heimeinzugs ursächlich bedingt sein. Bereits aufgrund der Pretest-Ergebnisse und den darauffolgenden Befragten-Rückmeldungen aus der Haupterhebung, ist davon auszugehen, dass Informationen, beispielsweise zum konkreten Beziehungsgeflecht der Angehörigen, häufig als unzureichend wahrgenommen worden sind. Dass das dafür notwendige Erfahrungswissen nicht vorhanden war, könnte unter anderem dem spezifischen Befragungssample, das sich zum größten Teil aus Studierenden zusammensetzt, geschuldet sein. Diesbezüglich konnte innerhalb der Analyse festgestellt werden, dass

Befragungspersonen, die sich in schulischer oder universitärer Ausbildung befinden, weniger wahrscheinlich einen Heimeinzug empfehlen als befragte Personen, die keine Studierenden oder Auszubildenden sind. Deshalb könnte angenommen werden, dass innerhalb dieser Personengruppe eine größere Distanz zum Thema Heimeinzug besteht. Für anschließende Untersuchungen wäre daraus folgend zu überlegen, bevorzugt Personen zu befragen, welche mit der Thematik des Heimeinzugs vertrauter sind beziehungsweise eine größere Nähe zu dieser aufweisen, wie beispielsweise Angehörige oder Heimbewohner_innen selbst.

Ein weiterer Grund für die geringe Erklärungskraft unseres Modells könnte in der fehlenden Erfassung der Einstellung gegenüber Altenpflegeheimen begründet liegen. Altenpflegeheime werden nicht zwangsläufig als normalisierte Wohnform angesehen, sondern sind möglicherweise überwiegend mit negativen Assoziationen verknüpft (Schulz-Nieswandt 2021, S. 10, 15). Es ist denkbar, dass diese generelle Einstellung gegenüber Altenpflegeheimen einen wesentlichen Prädiktor für die Vignettenbeurteilung darstellt, weshalb dieser in einer weiteren Untersuchung berücksichtigt werden sollte.

Neben der generellen Einstellung zu Altenpflegeheimen müssten zudem mögliche Störfaktoren, wie zwischenzeitliche soziokulturelle Einflüsse mit einbezogen werden. Denn gerade im Hinblick auf Wertabwägungen sind äußere Einflüsse, wie die Auswirkungen der aktuellen Covid-19-Pandemie von großer Bedeutung und können gegebenenfalls die abhängige Variable, die Heimeinzugsentscheidung, beeinflussen (vgl. Schnell et al. 2008, S. 217). Für die vorliegende Forschung wurde sich bewusst gegen eine Thematisierung der Pandemie entschieden, da kein zusätzlicher Stimulus in diese Richtung gesetzt werden sollte. Jedoch könnte aus der medialen Präsenz, die vor allem Altenpflegeheimen in Zusammenhang mit Corona zukommt, oder individuellen pandemie-bedingten Erfahrungen durchaus gegensätzliche Haltungen gegenüber eines Heimeinzugs resultieren. Um sicherstellen zu können, dass dieser potenzielle Störfaktor kontrolliert wird, könnte dem Fragebogen abschließend eine Nachfrage oder eine weitere Dimension diesbezüglich hinzugefügt werden.

Auch die Eingrenzung theoretischer Ausgangspunkte muss kritisch betrachtet werden: Möglicherweise wird die Social-Production-Function Theorie als Teil der Rational-Choice-Ansätze der Komplexität einer Heimeinzugsentscheidung nicht gänzlich gerecht. Denn die herausgearbeitete SPF- und Successful Ageing-Theorie gehen sehr idealtypisch vor, da sie mittels des körperlichen und sozialen Wohlbefindens lediglich zwei Endziele definieren. Mögliche Varianzen innerhalb dessen werden zwar von Vertreter_innen reflektiert, dennoch würden sich neben den Theorien zur Relevanz von Werten und Ressourcen auch andere Theorien für die vorliegende Forschung anbieten. Entsprechend könnten der Symbolische Interaktionismus,

allgemeinsoziologische Theorien sowie Zeitdiagnosen mit expliziten Bezügen zu Freiheit, Sicherheit und Autonomie fruchtbar gemacht werden. Bei einer Hinzunahme derartiger vielschichtiger Theorien muss jedoch ihre Operationalisierbarkeit beachtet werden, da diese gegebenenfalls nur mit Einschränkungen zu realisieren ist.

Neben den bisherigen Erläuterungen kann die geringe Erklärungskraft unseres Modells zum anderen auch durch das angewandte Fragebogendesign erklärt werden. Denn da bei der konzipierten Likert-Antwortskala lediglich die Endpunkte benannt wurden, besteht die Möglichkeit, dass es den Befragungspersonen schwerfällt, die entsprechend dahintersteckenden Wahrscheinlichkeiten zu differenzieren. Ein weiterer Einwand ergibt sich aus den Charakteristika des Faktoriellen Surveys selbst: Er impliziert, dass lediglich hypothetische Entscheidungen und kein reales Verhalten gemessen werden, sodass Normen und Einstellungen, die innerhalb der Studie geäußert werden, nicht dem tatsächlichen Handeln in der realen Situation entsprechen müssen. Insbesondere bei den hier vorliegenden Wahrscheinlichkeitsfragen kann dieses Problem auftreten, da es um die Absicht und nicht um das tatsächliche Handeln geht. Diese Distanz zum Befragungsgegenstand kann zudem durch das verwendete „3.-Personen-Urteil“ verstärkt werden, weshalb sich für folgende Forschungsarbeiten beispielsweise eine direkte Befragung von Altenpflegeheimen-Bewohner_innen anbietet.

Mit Berücksichtigung der hier angesprochenen Adaptionen ergibt sich aus der vorliegenden Untersuchung dennoch ein gutes Analysepotenzial für daran anschließende Forschungen. Insbesondere die bestätigten Hypothesen H_{1a} und H_{2b} sowie der ermittelte Interaktionseffekt steigern das analytische Interesse an den Faktoren der sozialen Integration und der physischen Beeinträchtigung im Zusammenhang eines Heimeinzugs. Die Bedeutung einer derartigen theoretischen und analytischen Auseinandersetzung wird zudem mit dem stetigen demographischen Wandel, im Sinne einer älter werdenden und pflegebedürftigeren Gesellschaft unterstrichen. Denn da in den vergangenen Jahrzehnten sowohl die Anzahl der zu pflegenden Menschen als auch die Vielzahl an Pflege- und Betreuungsmöglichkeiten kontinuierlich gestiegen sind, gilt es als umso dringlicher, das Verständnis derartiger Transformationsprozesse und Kontexte zu vertiefen.

8 Literaturverzeichnis

Auspurg, Katrin/Hinz, Thomas (2015). Factorial Survey Experiments. Los Angeles, London, Washington DC, New Delhi, Singapur, Boston: SAGE.

Baas, Stephan/Schmitt, Marina (2020): Partnerschaft und Sexualität im Alter. In: Aner, Kirsten/Karl, Ute: Handbuch Sozialer Arbeit und Alter (Hrsg): 2. überarb. Auflage, Wiesbaden: Springer, S. 283–490.

Beck, Michael/Opp, Karl-Dieter (2001): Der Faktorielle Survey und die Messung von Normen. In: Kölner Zeitschrift für Soziologie und Sozialpsychologie, Vol. 53(2). Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften, S. 283–306.

Berkman, Lisa F./Glass, Thomas/Brissette, Ian/Seeman, Teresa D. (2000): From social integration to health: Durkheim in the new millenium. In: Social Science & Medicine, Vol. 51(6), S. 843–857.

Brooks, Kathryn P./Dunkel Schetter, Christine (2011): Social Negativity and Health: Conceptual and Measurement Issues. In: Social and Personality Psychology Compass, Vol. 5(11), S. 904-918.

Cacioppo, John T./Cacioppo, Stephanie (2013): Older adults reporting social isolation or loneliness show poorer cognitive function 4 years later. In: Psychosom Med, Vol. 75, S. 59–60.

Deindl, Christian/Brandt, Martina/Hank, Karsten (2015): Social Networks, Social Cohesion, and Later-Life Health. In: Social Indicators Research, Vol 126(3), S. 1175–1187.

Diekmann, Andreas/Preisendörfer, Peter (2003): Green and Greenback. The Behavioral Effects of Environmental Attitudes in Low-Cost and High-Cost Situations. In: Rationality and Society, Vol. 15(4). London, Thousand Oaks, CA, New Delhi: SAGE, S. 441–472.

Esche, Frederike (2017): Die Folgen der Arbeitslosigkeit für Partnerschaften. Eine vergleichende Analyse zwischen West- und Ostdeutschland. Wiesbaden: Springer VS, S. 32–46.

Franken, Georg (2017): Allein lebende Personen mit Demenz. Witten/Herdecke: Dialog- und Transferzentrum Demenz (DZD).

Frodermann, Corinna/Auspurg, Katrin/Hinz, Thomas/Bähr, Sebastian/Abraham, Martin/Gundert, Stefanie/Bethmann, Arne (2013): Das Faktorielle Survey-Modul zur Stellenannahmefähigkeit im PASS. 5. Erhebungswelle (2011). FDZ-Methodenreport 05/2013. Nürnberg: Institut für Arbeitsmarkt- und Berufsforschung (IAB).

Hadler, Markus (2004): Die Mehrebenen-Analyse. Ihre praktische Anwendung und theoretische Annahmen. In: Österreichische Zeitschrift für Soziologie, Vol. 29(1), S. 53-74.

Hejung, Kang/Michael Yvonne L. (2013): Social Integration: How is it related to self-rated health? In: Advances in Aging Research, Vol. 2(1), S. 10–20.

Hirschberg, Kathrin-Rika/Hinsch, Jutta/Kähler, Björn (2018): Altenpflege in Deutschland. Ein Datenbericht 2018. Hamburg: BGW Forschung.

Höpflinger, François (2018): Wohnen und Wohnmobilität im Alter. In: Schroeter, Klaus R./Vogel, Claudia/Künemund, Harald (Hrsg.): Handbuch Soziologie des Alter(n)s. Wiesbaden: Springer Fachmedien, S. 1–24.

Hurrelmann, Klaus (2010): Gesundheitssoziologie: Eine Einführung in sozialwissenschaftliche Theorien von Krankheitsprävention und Gesundheitsförderung. München: Juventa Verlag, 7. Auflage.

Jann, Ben (2009): Diagnostik von Regressionsschätzungen bei kleinen Stichproben. In: Gross, Christiane, Kriwy, Peter (Hrsg.): Klein aber fein! Quantitative empirische Sozialforschung mit kleinen Fallzahlen. Wiesbaden: VS Verlag für Sozialwissenschaften, S. 93-125.

Jasso, Guillermina (2006): Factorial Survey Methods for Studying Beliefs and Judgments. In: Sociological Methods & Research, Vol. 34 (3). New York: SAGE, S. 334–423.

Klie, Thomas (2015): Pflegereport: So pflegt Deutschland. Hamburg: DAK Gesundheit.

Kohler, Ulrich/Kreuter, Frauke (2017): Datenanalyse mit Stata. Allgemeine Konzepte der Datenanalyse und ihre praktische Anwendung. Berlin/Bosten: Walter de Gruyter GmbH.

Kopp, Johannes/Lois, Daniel (2014): Sozialwissenschaftliche Datenanalyse. Eine Einführung. Wiesbaden: Springer VS.

Kricheldorf, Cornelia (2008): Neue Wohnformen und gemeinschaftliches Wohnen im Alter. In: Buchen, Sylvia/Maier, Maja S. (Hrsg.): Älterwerden neu denken. Interdisziplinäre Perspektiven auf den demografischen Wandel. Wiesbaden: Verlag für Sozialwissenschaften, S. 237–247.

Lutter, Mark (2021): Marc S. Granovetter: Getting A Job. In: Kraemer, Klaus; Brugger, Florian (Hrsg.): Schlüsselwerke der Wirtschaftssoziologie. Wiesbaden: Springer Fachmedien, 2. akt. Auflage, S. 257–261.

Mischke, Claudia/Koppitz, Andrea Luise/Dreizler, Jutta/Händler-Schuster, Daniela/Kolbe, Nina (2015): Eintritt ins Pflegeheim: Das Erleben der Entscheidung aus der Perspektive der Pflegeheimbewohnerinnen und Pflegeheimbewohnern. In: *Journal für Qualitative Forschung in Pflege- und Gesundheitswissenschaft*, Vol. 2(1), S. 72–81.

Motel-Klingebiel, Andreas/Ziegelmann, Jochen Philipp/Wiest, Maja (2013): Hochaltrigkeit in der Gesellschaft des langen Lebens. Theoretische Herausforderung, empirisches Problem und sozialpolitische Aufgabe. In: *Zeitschrift für Gerontologie & Geriatrie*, Vol. 1, S. 5–9.

Ormel, Johan/Steuerink, Nardi/Lindenberg, Siegwart/Verbrugge, Lois M. (1999): Subjective Well-Being and Social Production Functions. In: *Social Indicators Research*, Vol. 46, S. 61–90.

Rossi, Peter H./Anderson, Andy B. (1982): The Factorial Survey Design. An Introduction. In: Rossi, Peter H./Nock, Steven L. (Hg.): *Measuring Social Judgments. The Factorial Survey Approach*. Beverly Hills: SAGE, S. 15–67.

Schnell, Rainer/Hill, Paul B./Esser, Elke (2008): *Methoden der empirischen Sozialforschung*. München: Oldenbourg Wissenschaftsverlag, 8. unv. Aufl.

Schnurr, Simone (2011): *Singularisierung im Alter. Altern im Kontext des demografischen Wandels*. Münster: Lit Verlag.

Schulz-Nieswandt, Frank (2021). *Der alte Mensch als Verschlussache. Corona und die Verdichtung der Kasernierung in Pflegeheimen*. Bielefeld: transcript Verlag.

Seifert, Alexander (2016): Das Wohnquartier als Ressource im Alter – Nachbarschaftskontakte, Nachbarschaftshilfe und die Verbundenheit mit dem Wohnumfeld. In: *Soziale Arbeit*, Vol. 2, S. 42–49.

Statistisches Bundesamt (2020): *Pflegestatistik. Pflege im Rahmen der Pflegeversicherung. Deutschlandergebnisse*. Wiesbaden: Statistisches Bundesamt.

Steuerink, Nardi/Lindenberg, Siegwart M/Ormel, Johan (1998): Towards understanding successful ageing: Patterned change in resources and goals. In: *Ageing and Society*, Vol. 18, S. 441–467.

Steuerink, Nardi (2001): When and why frail elderly people give up independent living: The Netherlands as an example. In: *Ageing and Society*, Vol. 21, S. 45–69.

Steverink, Nardi/Lindenberg, Siegwart M. (2006): Which Social Needs Are Important for Subjective Well-Being? In: *Psychology and Aging*, Vol. 21(2), S. 281–290.

Thiele, Claudia/Feichtinger, Ludwig/Baumann, Urs/Mitmansgruber, Horst/Somweber, Margit (2002): Umzug ins Seniorenheim – Erfahrungen von Senioren und Angehörigen. In: *Zeitschrift für Gerontologie und Geriatrie*, Vol. 35(6), S. 556–564.

Von Faber, Margaret/Bootsma-van der Wiel, Annetje/Van Exel, Eric/Gusseklou, Jacobijn/Lagaay, Anne Margot/Van Dongen, Els/Knook, Dick L./Van der Geest, Sjaak/Westendorp, Rudi G. J. (2001): Successful aging in the oldest-old: Who can be characterized as successfully aged? In: *Archives of Internal Medicine*, Vol. 161, S. 2694–2700.

Vonneilich, Nico (2020): Soziale Beziehungen, soziales Kapital und soziale Netzwerke – eine begriffliche Einordnung. In: Klärner, Andreas/Gamper, Markus/Keim-Klärner, Sylvie/Moor, Irene/Lippe, Holger v.d./Vonneilich, Nico (Hrsg.): *Soziale Netzwerke und gesundheitliche Ungleichheiten. Eine neue Perspektive für die Forschung*. Wiesbaden: Springer VS, S. 33–48.

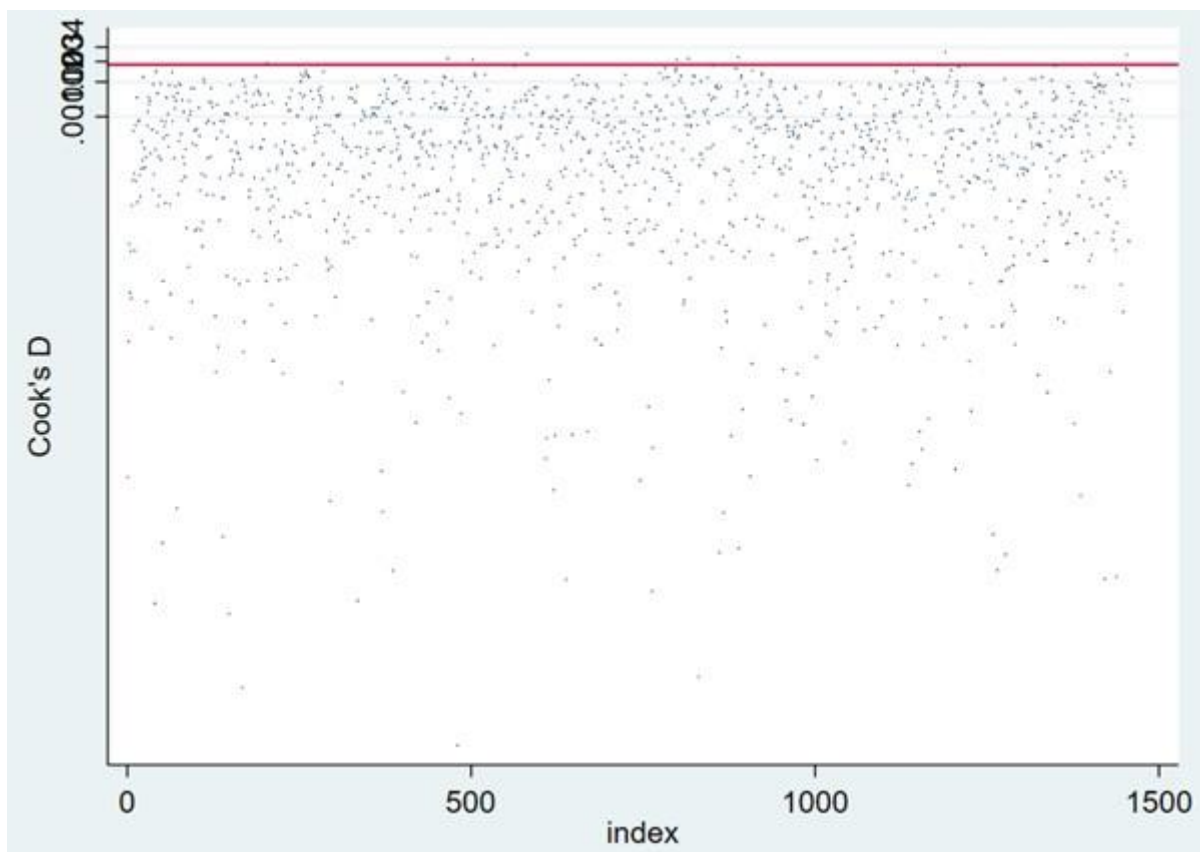
Anhang

Anhang 1: Vignettenausprägungen	33
Anhang 2: Grafik des Cook's-D-Tests	33
Anhang 3: Logfiles.....	34

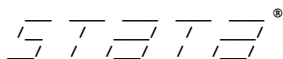
Anhang 1: Vignettenausprägungen

	Dimension	Levels	Anzahl Levels
1	Alter	60 - 75 - 90	3
2	Geschlecht	weiblich - männlich	2
3	Familienstand	alleinstehend - wohnt mit ihrem Partner/seiner Partnerin zusammen	3
4	Soziale Integration	gut in ihr/sein Wohnumfeld eingebunden - (mäßig eingebunden) - einsam	3
5	Kognitive Gesundheit	keine kognitiven Beeinträchtigungen - beginnende Demenz - starke Demenz	3
6	Physische Gesundheit	benötigt keine Hilfsmittel - benötigt Hilfsmittel - ist bettlägerig	3
7	Informelle Pflege	keine weiteren Familienmitglieder für potenzielle Pflege - weitere Familienmitglieder für potenzielle Pflege	2
8	Formelle Pflege	keine Unterstützung durch ambulanten Pflegedienst - Unterstützung durch ambulanten Pflegedienst	2
9	Finanzielle Mittel	finanzielle Mittel der beschriebenen Person - finanzielle Mittel von Angehörigen - Beantragung von Sozialhilfe	3

Anhang 2: Grafik des Cook's-D-Tests



Anhang 3: Logfiles



17.0
SE—Standard Edition

Statistics and Data Science

Copyright 1985–2021 StataCorp LLC
StataCorp
4905 Lakeway Drive
College Station, Texas 77845 USA
800-STATA-PC <https://www.stata.com>
979-696-4600 stata@stata.com

Stata license: Unlimited-user network, expiring 29 Oct 2022
Serial number: 401709314837
Licensed to: Katharina Weinmann

Notes:

1. Unicode is supported; see [help unicode advice](#).
2. Maximum number of variables is set to 5,000; see [help set_maxvar](#).
3. New update available; type `-update all-`

```
1 . do "/var/folders/rj/7dvw5ky54z1b0lk5njz3_0x80000gn/T//SD25670.000000"
2 . *** Programm Setup nach Auspurg & Hinz #0# ****
3 .
4 . ** Datenaufbereitungs-Dofile - 30.03.2022
5 .
6 . clear all
7 . macro drop _all
8 . version 17
9 . set more off
10 .
11 . *** ## 1 Datenset laden
12 .
13 . cd "/Users/Katze/Desktop/Datensaetze"
    /Users/Katze/Desktop/Datensaetze
14 . use data_project_896514_2022_01_11.dta, clear
15 .
16 . destring lowdeck, replace
    lowdeck: all characters numeric; replaced as byte
17 . destring highdeck, replace
    highdeck: all characters numeric; replaced as byte
18 .
19 . keep lfdn lowdeck highdeck vig1-vig210
20 .
21 . reshape long vig, i(lfdn) j(vignr)
    (j = 1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 21 22 23 24 25 26 27 28 29 30 31 32 33 34 35 36 37 38 39 40 41 42 43 44 45 46 47 48 49 50 51 52 53
    > 54 55 56 57 58 59 60 61 62 63 64 65 66 67 68 69 70 71 72 73 74 75 76 77 78 79 80 81 82 83 84 85 86 87 88 89 90 91 92 93 94 95 96 97 98 99 100 101 102 103
    > 104 105 106 107 108 109 110 111 112 113 114 115 116 117 118 119 120 121 122 123 124 125 126 127 128 129 130 131 132 133 134 135 136 137 138 139 140 141
    > 142 143 144 145 146 147 148 149 150 151 152 153 154 155 156 157 158 159 160 161 162 163 164 165 166 167 168 169 170 171 172 173 174 175 176 177 178 179 1
    > 80 181 182 183 184 185 186 187 188 189 190 191 192 193 194 195 196 197 198 199 200 201 202 203 204 205 206 207 208 209 210)

```

Data	Wide	->	Long
Number of observations	213	->	44,730
Number of variables	213	->	5
j variable (210 values)		->	vignr
xij variables:	vig1 vig2 ... vig210	->	vig

```
22 .
23 . mvdecode vig, mv(-66,-77,-99,0) //Bezeichnet unterschiedliche Formen von Missings (systematisch, individuell o.ä.)
    vig: 43240 missing values generated
24 . label values vig .
25 .
26 . * Nur für den Fall mehrere Vignettenurteile notwendig
27 .
28 . keep if vig!=.
    (43,240 observations deleted)
29 .
30 . save dateiname_long_vig.dta, replace
    file dateiname_long_vig.dta saved
31 .
32 . * Datensaetzen zuspieren
33 .
34 . *****
35 . * Vignettencharakteristika zuspieren
36 .
37 . use fractionalized210.dta, clear
38 . sort deck vignr
```

```

39 . replace vignr = _n
    (203 real changes made)

40 . save fractionalized210_aufb.dta, replace
    file fractionalized210_aufb.dta saved

41 .
42 . *****
43 .
44 . use dateiname_long_vig.dta, clear

45 .
46 . merge m:1 vignr using fractionalized210_aufb.dta
    (variable vignr was int, now double to accommodate using data's values)

      Result                Number of obs
      -----
      Not matched                0
      Matched                    1,490  (_merge==3)

47 .
48 . sort lfdn vignr

49 .
50 . drop _merge

51 .
52 . *** Vignettenmerkmale hinzuspielden und Vignetten wieder belabeln
53 .
54 . merge m:1 lfdn using data_project_896514_2021_l2_l4.dta, force
    (note: variable lowdeck was strL in the using data, but will be byte now)
    (note: variable highdeck was strL in the using data, but will be byte now)

      Result                Number of obs
      -----
      Not matched                131
      from master                 28  (_merge==1)
      from using                 103  (_merge==2)

      Matched                    1,462  (_merge==3)

55 .
56 . * Label und Umbenennung der Vignetten
57 .
58 . rename x1 PKV1000

59 . rename x2 PKV1100

60 . rename x3 PKV1200

61 . rename x4 PKV1300

62 . rename x5 PKV1400

63 . rename x6 PKV1500

64 . rename x7 PKV1600

65 . rename x8 PKV1700

66 . rename x9 PKV1800

67 .
68 . lab var deck "Vignetten Deck"

69 . lab var vignr "Nummer der Vignette im Deck"

70 . lab var PKV1000 "Alter"

71 . lab var PKV1100 "Geschlecht"

72 . lab var PKV1200 "Familienstand"

73 . lab var PKV1300 "Soziale Integration"

74 . lab var PKV1400 "geistige Einschränkungen"

75 . lab var PKV1500 "physische Gesundheit"

76 . lab var PKV1600 "informelle Pflege"

77 . lab var PKV1700 "formelle Pflege"

78 . lab var PKV1800 "finanzielle Mittel"

79 .
80 . lab define PKV1000 1 "60" 2 "75" 3 "90"

81 . lab define PKV1100 1 "männlich" 2 "weiblich"

82 . lab define PKV1200 1 "alleinstehend" 2 "mit Partner/in"

83 . lab define PKV1300 1 "gut integriert" 2 "mäßig integriert" 3 "einsam"

```

```

84 . lab define PKV1400 1 "keine Beeinträchtigungen" 2 "beginnende Demenz" 3 "stark dement"
85 . lab define PKV1500 1 "ohne Hilfsmittel" 2 "nur mit Hilfsmitteln" 3 "bettlägerig u fremde Hilfe"
86 . lab define PKV1600 1 "kein pflegender Angehöriger" 2 "pflegende Angehörige"
87 . lab define PKV1700 1 "kein ambulanter Pflegedienst" 2 "ein ambulanter Pflegedienst"
88 . lab define PKV1800 1 "eigene finanzielle Mittel" 2 "finanzielle Mittel Angehöriger" 3 "Sozialhilfe"
89 .
90 . lab var vig "Bewertung"
91 .
92 . lab define vig 1 "sehr unwahrscheinlich" 2 "unwahrscheinlich" 3 "eher unwahrscheinlich" 4 "unentschieden" 5 "eher wahrscheinlich" 6 "wahrscheinlich" 7 "s
> ehr wahrscheinlich"
93 .
94 . drop v1g1-v1g210
95 .
96 . ** ACHTUNG: das sind nur Labels, nicht die Vignettentexte, das bei der Auswertung beachten
97 .
98 . save datacomplete.dta, replace
file datacomplete.dta saved
99 .
100 . * Reihenfolgevariable erstellen
101 . drop _merge
102 . sort vignr
103 . merge m:1 vignr using pageid.dta

```

Result	Number of obs	
Not matched	103	
from master	103	(_merge==1)
from using	0	(_merge==2)
Matched	1,490	(_merge==3)

```

104 .
105 . gen reihenfolge=0
106 .
107 . forvalues n=1/7 {
2. egen pgnr_`n' = rowtotal(rnd_pg_6066755_`n' rnd_pg_6066813_`n' rnd_pg_6068096_`n' rnd_pg_6068105_`n' rnd_pg_6068114_`n' rnd_pg_6068123_`n' rnd_pg_6068
> 132_`n' rnd_pg_6068143_`n' rnd_pg_6068155_`n' rnd_pg_6068164_`n' rnd_pg_6068175_`n' rnd_pg_6068184_`n' rnd_pg_6068195_`n' rnd_pg_6068206_`n' rnd_pg_6068
> 216_`n' rnd_pg_6068225_`n' rnd_pg_6068244_`n' rnd_pg_6068253_`n' rnd_pg_6068265_`n' rnd_pg_6068274_`n' rnd_pg_6068284_`n' rnd_pg_6068293_`n' rnd_pg_60683
> 02_`n' rnd_pg_6068311_`n' rnd_pg_6068320_`n' rnd_pg_6068329_`n' rnd_pg_6068338_`n' rnd_pg_6068348_`n' rnd_pg_6068358_`n' rnd_pg_6068367_`n')
3. replace reihenfolge= `n' if pageid == pgnr_`n'
4. }
(209 real changes made)
(209 real changes made)
(209 real changes made)
(208 real changes made)
(209 real changes made)
(209 real changes made)
(209 real changes made)
108 .
109 . /*
>
>
> egen pgnr_1 = rowtotal(rnd_pg_6066755_1 rnd_pg_6066813_1 rnd_pg_6068096_1 rnd_pg_6068105_1 rnd_pg_6068114_1 rnd_pg_6068123_1 rnd_pg_6068132_1 rnd_pg_6068
> 143_1 rnd_pg_6068155_1 rnd_pg_6068164_1 rnd_pg_6068175_1 rnd_pg_6068184_1 rnd_pg_6068195_1 rnd_pg_6068206_1 rnd_pg_6068216_1 rnd_pg_6068225_1 rnd_pg_6068
> 244_1 rnd_pg_6068253_1 rnd_pg_6068265_1 rnd_pg_6068274_1 rnd_pg_6068284_1 rnd_pg_6068293_1 rnd_pg_6068302_1 rnd_pg_6068311_1 rnd_pg_6068320_1 rnd_pg_6068
> 329_1 rnd_pg_6068338_1 rnd_pg_6068348_1 rnd_pg_6068358_1 rnd_pg_6068367_1)
>
> egen pgnr_2 = rowtotal(rnd_pg_6066755_2 rnd_pg_6066813_2 rnd_pg_6068096_2 rnd_pg_6068105_2 rnd_pg_6068114_2 rnd_pg_6068123_2 rnd_pg_6068132_2 rnd_pg_6068
> 143_2 rnd_pg_6068155_2 rnd_pg_6068164_2 rnd_pg_6068175_2 rnd_pg_6068184_2 rnd_pg_6068195_2 rnd_pg_6068206_2 rnd_pg_6068216_2 rnd_pg_6068225_2 rnd_pg_6068
> 244_2 rnd_pg_6068253_2 rnd_pg_6068265_2 rnd_pg_6068274_2 rnd_pg_6068284_2 rnd_pg_6068293_2 rnd_pg_6068302_2 rnd_pg_6068311_2 rnd_pg_6068320_2 rnd_pg_6068
> 329_2 rnd_pg_6068338_2 rnd_pg_6068348_2 rnd_pg_6068358_2 rnd_pg_6068367_2)
> */
110 .
111 . save, replace
file datacomplete.dta saved
112 .
113 .
114 . *** Dauervariable
115 .
116 . tab duration, mi

```

time to complete survey	Freq.	Percent	Cum.
-1	98	6.15	6.15
0	32	2.01	8.16
2	8	0.50	8.66
3	6	0.38	9.04
4	4	0.25	9.29

6	3	0.19	9.48
7	2	0.13	9.60
8	1	0.06	9.67
9	5	0.31	9.98
10	1	0.06	10.04
11	1	0.06	10.11
12	2	0.13	10.23
13	1	0.06	10.30
20	1	0.06	10.36
24	1	0.06	10.42
55	1	0.06	10.48
56	1	0.06	10.55
70	1	0.06	10.61
81	1	0.06	10.67
84	1	0.06	10.73
105	1	0.06	10.80
110	1	0.06	10.86
116	1	0.06	10.92
121	1	0.06	10.99
122	1	0.06	11.05
150	1	0.06	11.11
155	7	0.44	11.55
178	7	0.44	11.99
186	7	0.44	12.43
191	8	0.50	12.93
195	1	0.06	12.99
219	7	0.44	13.43
221	7	0.44	13.87
224	7	0.44	14.31
230	7	0.44	14.75
231	14	0.88	15.63
240	1	0.06	15.69
245	14	0.88	16.57
251	7	0.44	17.01
258	7	0.44	17.45
276	7	0.44	17.89
277	1	0.06	17.95
279	1	0.06	18.02
280	7	0.44	18.46
286	1	0.06	18.52
287	1	0.06	18.58
292	7	0.44	19.02
294	7	0.44	19.46
299	7	0.44	19.90
300	1	0.06	19.96
303	14	0.88	20.84
306	7	0.44	21.28
307	1	0.06	21.34
310	7	0.44	21.78
312	1	0.06	21.85
314	14	0.88	22.72
320	7	0.44	23.16
324	7	0.44	23.60
327	7	0.44	24.04
328	7	0.44	24.48
331	7	0.44	24.92
333	7	0.44	25.36
334	14	0.88	26.24
335	7	0.44	26.68
336	7	0.44	27.12
342	7	0.44	27.56
347	14	0.88	28.44
350	7	0.44	28.88
357	14	0.88	29.76
363	7	0.44	30.19
370	7	0.44	30.63
372	7	0.44	31.07
374	7	0.44	31.51
376	14	0.88	32.39
378	14	0.88	33.27
379	7	0.44	33.71
381	7	0.44	34.15
384	7	0.44	34.59
385	1	0.06	34.65
386	7	0.44	35.09
390	7	0.44	35.53
394	7	0.44	35.97
399	14	0.88	36.85
406	7	0.44	37.29
407	14	0.88	38.17
410	7	0.44	38.61
413	14	0.88	39.49
415	7	0.44	39.92
417	7	0.44	40.36
420	7	0.44	40.80
421	14	0.88	41.68
424	14	0.88	42.56
427	14	0.88	43.44
429	7	0.44	43.88
430	7	0.44	44.32
433	7	0.44	44.76
437	7	0.44	45.20
439	7	0.44	45.64
442	14	0.88	46.52
445	7	0.44	46.96
447	7	0.44	47.39

452	1	0.06	47.46
455	14	0.88	48.34
456	7	0.44	48.78
457	14	0.88	49.65
464	7	0.44	50.09
465	7	0.44	50.53
466	7	0.44	50.97
470	7	0.44	51.41
475	7	0.44	51.85
479	7	0.44	52.29
485	14	0.88	53.17
488	7	0.44	53.61
490	14	0.88	54.49
491	14	0.88	55.37
492	7	0.44	55.81
498	7	0.44	56.25
499	7	0.44	56.69
500	7	0.44	57.12
501	7	0.44	57.56
502	14	0.88	58.44
508	7	0.44	58.88
510	7	0.44	59.32
511	7	0.44	59.76
513	7	0.44	60.20
516	15	0.94	61.14
520	1	0.06	61.21
529	14	0.88	62.08
536	7	0.44	62.52
542	7	0.44	62.96
543	7	0.44	63.40
546	21	1.32	64.72
547	7	0.44	65.16
559	7	0.44	65.60
562	7	0.44	66.04
563	7	0.44	66.48
564	7	0.44	66.92
573	7	0.44	67.36
574	7	0.44	67.80
576	7	0.44	68.24
586	7	0.44	68.68
591	7	0.44	69.11
593	7	0.44	69.55
618	7	0.44	69.99
620	7	0.44	70.43
621	7	0.44	70.87
623	7	0.44	71.31
626	7	0.44	71.75
634	7	0.44	72.19
636	7	0.44	72.63
637	7	0.44	73.07
640	7	0.44	73.51
649	7	0.44	73.95
655	7	0.44	74.39
659	14	0.88	75.27
665	7	0.44	75.71
676	7	0.44	76.15
678	14	0.88	77.02
681	7	0.44	77.46
686	7	0.44	77.90
694	7	0.44	78.34
704	1	0.06	78.41
705	7	0.44	78.84
713	21	1.32	80.16
715	7	0.44	80.60
717	7	0.44	81.04
719	7	0.44	81.48
729	14	0.88	82.36
741	1	0.06	82.42
743	7	0.44	82.86
752	14	0.88	83.74
759	7	0.44	84.18
760	7	0.44	84.62
803	7	0.44	85.06
826	7	0.44	85.50
838	7	0.44	85.94
865	7	0.44	86.38
884	7	0.44	86.82
891	7	0.44	87.26
894	7	0.44	87.70
900	14	0.88	88.58
919	7	0.44	89.01
951	7	0.44	89.45
1049	7	0.44	89.89
1053	7	0.44	90.33
1060	7	0.44	90.77
1075	7	0.44	91.21
1079	7	0.44	91.65
1173	7	0.44	92.09
1262	7	0.44	92.53
1266	7	0.44	92.97
1294	7	0.44	93.41
1366	7	0.44	93.85
1382	7	0.44	94.29
1420	7	0.44	94.73
1424	7	0.44	95.17
1521	7	0.44	95.61

1678	7	0.44	96.05
1948	7	0.44	96.48
2082	7	0.44	96.92
2902	7	0.44	97.36
2990	7	0.44	97.80
3274	7	0.44	98.24
.	28	1.76	100.00
<hr/>			
Total	1,593	100.00	

117 . sum duration, det

time to complete survey

Percentiles	Smallest		
1%	-1	-1	
5%	-1	-1	
10%	9	-1	Obs 1,565
25%	331	-1	Sum of wgt. 1,565
<hr/>			
50%	457		Mean 536.7265
		Largest	Std. dev. 448.6816
75%	649	3274	
90%	900	3274	Variance 201315.2
95%	1294	3274	Skewness 2.882221
99%	2902	3274	Kurtosis 15.69797

118 .
 119 . ** Dummy-Codierung der personenbezogenen Daten
 120 .
 121 . ** Alter (alter)
 122 .
 123 . tab alter

Alter	Freq.	Percent	Cum.
-99	8	0.51	0.51
-66	93	5.94	6.45
18	28	1.79	8.24
19	125	7.99	16.23
20	100	6.39	22.62
21	105	6.71	29.33
22	134	8.56	37.89
23	175	11.18	49.07
24	112	7.16	56.23
25	106	6.77	63.00
26	92	5.88	68.88
27	77	4.92	73.80
28	56	3.58	77.38
29	70	4.47	81.85
30	63	4.03	85.88
31	21	1.34	87.22
32	28	1.79	89.01
33	1	0.06	89.07
34	14	0.89	89.97
35	7	0.45	90.42
36	1	0.06	90.48
37	14	0.89	91.37
38	7	0.45	91.82
39	8	0.51	92.33
40	14	0.89	93.23
41	7	0.45	93.67
44	7	0.45	94.12
45	14	0.89	95.02
47	7	0.45	95.46
50	14	0.89	96.36
51	7	0.45	96.81
52	7	0.45	97.25
53	14	0.89	98.15
56	7	0.45	98.59
60	7	0.45	99.04
62	7	0.45	99.49
64	1	0.06	99.55
70	7	0.45	100.00
<hr/>			
Total	1,565	100.00	

124 .
 125 . gen U50=1 if alter<50
 (99 missing values generated)
 126 . replace U50=0 if alter>50
 (85 real changes made)
 127 . replace U50=. if U50==.
 (0 real changes made)
 128 . replace U50=. if U50===-66
 (0 real changes made)
 129 . replace U50=. if U50===-77
 (0 real changes made)
 130 . replace U50=. if U50===-99
 (0 real changes made)

```

131 .
132 .
133 . gen Ü50=1 if alter>50
      (1,508 missing values generated)

134 . replace Ü50=0 if alter<50
      (1,494 real changes made)

135 . replace Ü50=. if Ü50==.
      (0 real changes made)

136 . replace Ü50=. if Ü50==--66
      (0 real changes made)

137 . replace Ü50=. if Ü50==--77
      (0 real changes made)

138 . replace Ü50=. if Ü50==--99
      (0 real changes made)

139 .
140 . ** Labels definieren
141 .
142 . lab var U50 "unter 50"

143 . lab var Ü50 "über 50"

144 .
145 . lab define U50 0 "über 50" 1 "unter 50"

146 . lab define Ü50 0 "unter 50" 1 "über 50"

147 .
148 . tab U50, mi

```

unter 50	Freq.	Percent	Cum.
0	85	5.34	5.34
1	1,494	93.79	99.12
.	14	0.88	100.00
Total	1,593	100.00	

```
149 . tab Ü50, mi
```

über 50	Freq.	Percent	Cum.
0	1,494	93.79	93.79
1	85	5.34	99.12
.	14	0.88	100.00
Total	1,593	100.00	

```

150 .
151 . ** Geschlecht (geschlecht)
152 .
153 . gen männlich=1 if geschlecht==1
      (1,220 missing values generated)

154 . replace männlich=0 if geschlecht==3
      (14 real changes made)

155 . replace männlich=0 if geschlecht==4
      (6 real changes made)

156 . replace männlich=. if geschlecht==0
      (0 real changes made)

157 . replace männlich=0 if geschlecht==2
      (1,071 real changes made)

158 . replace männlich=. if geschlecht==--66
      (0 real changes made)

159 . replace männlich=. if geschlecht==--77
      (0 real changes made)

160 . replace männlich=. if geschlecht==--99
      (0 real changes made)

161 .
162 . tab geschlecht, mi

```

Geschlecht	Freq.	Percent	Cum.
-77	93	5.84	5.84
0	8	0.50	6.34
männlich	373	23.41	29.76
weiblich	1,071	67.23	96.99
divers	14	0.88	97.87
anderes, und zwar:	6	0.38	98.24
.	28	1.76	100.00
Total	1,593	100.00	

```
163 . tab männlich, mi
```

männlich	Freq.	Percent	Cum.
0	1,091	68.49	68.49
1	373	23.41	91.90
.	129	8.10	100.00
Total	1,593	100.00	

164 . tab männlich

männlich	Freq.	Percent	Cum.
0	1,091	74.52	74.52
1	373	25.48	100.00
Total	1,464	100.00	

```

165 .
166 . // wegen sehr geringer Besetzung der Kategorie "divers" und der Kategorie "anderes, und zwar": Zusammenfassen der beiden Kategorien mit "weiblich"
167 .
168 . gen weiblich=1 if geschlecht==2
(522 missing values generated)
169 . replace weiblich=0 if geschlecht==1
(373 real changes made)
170 . replace weiblich=1 if geschlecht==3
(14 real changes made)
171 . replace weiblich=1 if geschlecht==4
(6 real changes made)
172 . replace weiblich=. if geschlecht==0
(0 real changes made)
173 . replace weiblich=. if geschlecht==66
(0 real changes made)
174 . replace weiblich=. if geschlecht==77
(0 real changes made)
175 . replace weiblich=. if geschlecht==99
(0 real changes made)
176 .
177 . tab geschlecht

```

Geschlecht	Freq.	Percent	Cum.
-77	93	5.94	5.94
0	8	0.51	6.45
männlich	373	23.83	30.29
weiblich	1,071	68.43	98.72
divers	14	0.89	99.62
anderes, und zwar:	6	0.38	100.00
Total	1,565	100.00	

178 . tab weiblich, mi

weiblich	Freq.	Percent	Cum.
0	373	23.41	23.41
1	1,091	68.49	91.90
.	129	8.10	100.00
Total	1,593	100.00	

179 . tab männlich, mi

männlich	Freq.	Percent	Cum.
0	1,091	68.49	68.49
1	373	23.41	91.90
.	129	8.10	100.00
Total	1,593	100.00	

```

180 .
181 . ** Labels definieren
182 .
183 . lab var männlich "männlich"
184 . lab var weiblich "weiblich"
185 .
186 . lab define weiblich 0 "nicht weiblich" 1 "weiblich"
187 . lab define männlich 0 "nicht männlich" 1 "männlich"
188 .
189 . tab männlich, mi

```

männlich	Freq.	Percent	Cum.
----------	-------	---------	------

0	1,091	68.49	68.49
1	373	23.41	91.90
.	129	8.10	100.00
Total	1,593	100.00	

190 . tab weiblich, mi

weiblich	Freq.	Percent	Cum.
0	373	23.41	23.41
1	1,091	68.49	91.90
.	129	8.10	100.00
Total	1,593	100.00	

191 .

192 . * Persönliche Erfahrung Heim (heimpers)

193 .

194 . tab heimpers

Persönliche Erfahrung Heim	Freq.	Percent	Cum.
-77	93	5.94	5.94
0	1	0.06	6.01
ja	325	20.77	26.77
nein	1,118	71.44	98.21
keine Angabe	28	1.79	100.00
Total	1,565	100.00	

195 .

196 . gen heimerf=1 if heimpers==2
(475 missing values generated)

197 . replace heimerf=0 if heimpers==1
(325 real changes made)

198 .

199 . replace heimerf=. if heimpers==3
(0 real changes made)

200 . replace heimerf=. if heimpers==0
(0 real changes made)

201 . replace heimerf=. if heimpers==-66
(0 real changes made)

202 . replace heimerf=. if heimpers==-77
(0 real changes made)

203 . replace heimerf=. if heimpers==-99
(0 real changes made)

204 .

205 . tab heimpers, mi

Persönliche Erfahrung Heim	Freq.	Percent	Cum.
-77	93	5.84	5.84
0	1	0.06	5.90
ja	325	20.40	26.30
nein	1,118	70.18	96.48
keine Angabe	28	1.76	98.24
.	28	1.76	100.00
Total	1,593	100.00	

206 .

207 . * Arbeit im Heim (heimet)

208 .

209 . gen heimar=1 if heimet==2
(446 missing values generated)

210 . replace heimar=0 if heimet==1
(303 real changes made)

211 . replace heimar=. if heimet==3
(0 real changes made)

212 . replace heimar=. if heimet==0
(0 real changes made)

213 . replace heimar=. if heimet==-66
(0 real changes made)

214 . replace heimar=. if heimet==-77
(0 real changes made)

215 . replace heimar=. if heimet==-99
(0 real changes made)

```
216 .
217 . tab heimar, mi
```

heimar	Freq.	Percent	Cum.
0	303	19.02	19.02
1	1,147	72.00	91.02
.	143	8.98	100.00
Total	1,593	100.00	

```
218 .
219 . ** Studieren/Ausbildung (et1-et11)
220 .
221 . gen Studis=1 if et8==1
(503 missing values generated)
222 . replace Studis=0 if et8!=1
(503 real changes made)
223 . replace Studis=. if et8==-66
(0 real changes made)
224 . replace Studis=. if et8==-77
(93 real changes made, 93 to missing)
225 . replace Studis=. if et8==-99
(0 real changes made)
226 .
227 . gen NichtStudis=1 if et8!=1
(1,090 missing values generated)
228 . replace NichtStudis=0 if et8==1
(1,090 real changes made)
229 . replace NichtStudis=. if et8==-66
(0 real changes made)
230 . replace NichtStudis=. if et8==-77
(93 real changes made, 93 to missing)
231 . replace NichtStudis=. if et8==-99
(0 real changes made)
```

```
232 .
233 . tab Studis, mi
```

Studis	Freq.	Percent	Cum.
0	410	25.74	25.74
1	1,090	68.42	94.16
.	93	5.84	100.00
Total	1,593	100.00	

```
234 . tab NichtStudis, mi
```

NichtStudis	Freq.	Percent	Cum.
0	1,090	68.42	68.42
1	410	25.74	94.16
.	93	5.84	100.00
Total	1,593	100.00	

```
235 .
236 . ** Labels definieren
237 .
238 . lab var Studis "Studierende/in Ausbildung"
239 . lab var NichtStudis "nicht studierend oder in Ausbildung"
240 .
241 . lab define Studis 0 "keine Studis" 1 "Studis"
242 . lab define NichtStudis 0 "Studis" 1 "NichtStudis"
243 .
244 . ** High- und Low-Deck dummykodieren
245 .
246 . tab deck
```

Vignetten Deck	Freq.	Percent	Cum.
1	42	2.82	2.82
2	42	2.82	5.64
3	56	3.76	9.40
4	63	4.23	13.62
5	49	3.29	16.91
6	42	2.82	19.73
7	63	4.23	23.96
8	49	3.29	27.25
9	56	3.76	31.01
10	49	3.29	34.30

11	49	3.29	37.58
12	42	2.82	40.40
13	42	2.82	43.22
14	49	3.29	46.51
15	42	2.82	49.33
16	49	3.29	52.62
17	42	2.82	55.44
18	63	4.23	59.66
19	35	2.35	62.01
20	56	3.76	65.77
21	56	3.76	69.53
22	49	3.29	72.82
23	42	2.82	75.64
24	56	3.76	79.40
25	49	3.29	82.68
26	56	3.76	86.44
27	42	2.82	89.26
28	62	4.16	93.42
29	63	4.23	97.65
30	35	2.35	100.00
Total	1,490	100.00	

247 .
248 . tab highdeck

Benutzerdef. inierte Variable	Freq.	Percent	Cum.
-66	735	49.33	49.33
1	49	3.29	52.62
2	42	2.82	55.44
3	63	4.23	59.66
4	35	2.35	62.01
5	56	3.76	65.77
6	56	3.76	69.53
7	49	3.29	72.82
8	42	2.82	75.64
9	56	3.76	79.40
10	49	3.29	82.68
11	56	3.76	86.44
12	42	2.82	89.26
13	62	4.16	93.42
14	63	4.23	97.65
15	35	2.35	100.00
Total	1,490	100.00	

249 . tab lowdeck

Benutzerdef. inierte Variable	Freq.	Percent	Cum.
-66	755	50.67	50.67
1	42	2.82	53.49
2	42	2.82	56.31
3	56	3.76	60.07
4	63	4.23	64.30
5	49	3.29	67.58
6	42	2.82	70.40
7	63	4.23	74.63
8	49	3.29	77.92
9	56	3.76	81.68
10	49	3.29	84.97
11	49	3.29	88.26
12	42	2.82	91.07
13	42	2.82	93.89
14	49	3.29	97.18
15	42	2.82	100.00
Total	1,490	100.00	

250 .
251 . lab var highdeck "Highcost-Szenario"
252 . lab var lowdeck "Lowcost-Szenario"
253 .
254 . gen Highcost=1 if highdeck<16
(103 missing values generated)
255 . replace Highcost=0 if highdeck== -66
(735 real changes made)
256 . replace Highcost=0 if highdeck== -77
(0 real changes made)
257 . replace Highcost=0 if highdeck== -99
(0 real changes made)
258 .
259 . lab define Highcost 0 "Lowcost" 1 "Highcost"
260 .

261 . tab Highcost, mi

Highcost	Freq.	Percent	Cum.
0	735	46.14	46.14
1	755	47.39	93.53
.	103	6.47	100.00
Total	1,593	100.00	

262 .

263 . tab Highcost

Highcost	Freq.	Percent	Cum.
0	735	49.33	49.33
1	755	50.67	100.00
Total	1,490	100.00	

264 .

265 . ** Personen, die 7x die gleiche Antwort gegeben haben, werden aus dem Datensatz entfernt

266 .

267 . drop if lfdn==631
(7 observations deleted)

268 . drop if lfdn==736
(7 observations deleted)

269 . drop if lfdn==780
(7 observations deleted)

270 . drop if lfdn==831
(7 observations deleted)

271 .

272 . ** Überprüfung Missings

273 .

274 . tabstat vig U50 männlich heimerf heimar Studis Highcost reihenfolge, statistics(mean sd min max N) columns(statistics)

Variable	Mean	SD	Min	Max	N
vig	3.932969	1.958053	1	7	1462
U50	.9451966	.2276694	0	1	1551
männlich	.25	.4331636	0	1	1436
heimerf	.780212	.4142493	0	1	1415
heimar	.7967651	.4025474	0	1	1422
Studis	.7309783	.443602	0	1	1472
Highcost	.502052	.5001669	0	1	1462
reihenfolge	3.665176	2.213154	0	7	1565

275 .

276 . tabstat vig U50 männlich heimerf heimar Studis Highcost reihenfolge, statistics(mean sd min max N) columns(statistics) casewise

Variable	Mean	SD	Min	Max	N
vig	3.949202	1.953424	1	7	1378
U50	.9593614	.1975232	0	1	1378
männlich	.2489115	.4325394	0	1	1378
heimerf	.7764877	.4167501	0	1	1378
heimar	.7917271	.4062204	0	1	1378
Studis	.7561684	.4295482	0	1	1378
Highcost	.5072569	.5001288	0	1	1378
reihenfolge	4	2.001452	1	7	1378

277 .

278 .

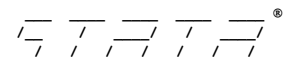
279 . save datacomplete.dta, replace
file datacomplete.dta saved

280 .

281 .

282 .
end of do-file

283 .



17.0
SE—Standard Edition

Statistics and Data Science

Copyright 1985–2021 StataCorp LLC
StataCorp
4905 Lakeway Drive
College Station, Texas 77845 USA
800-STATA-PC <https://www.stata.com>
979-696-4600 stata@stata.com

Stata license: Unlimited-user network, expiring 29 Oct 2022
Serial number: 401709314837
Licensed to: Katharina Weinmann

Notes:

1. Unicode is supported; see [help unicode advice](#).
2. Maximum number of variables is set to 5,000; see [help set_maxvar](#).
3. New update available; type [-update all-](#)

```
1 . do "/var/folders/rj/7dvw5ky54z1b0lk5njz3_0x80000gn/T//SD26424.000000"
2 . *** Programm Setup nach Auspurg & Hinz #0# ****
3 .
4 . ** Analysen-Dofile - 30.03.2022
5 .
6 . clear all
7 . macro drop _all
8 . version 17
9 . set more off
10 .
11 . *** ## 1 Datenset laden
12 .
13 . cd "/Users/Katze/Desktop/Datensaetze"
    /Users/Katze/Desktop/Datensaetze
14 . use datacomplete.dta, clear
15 .
    end of do-file
16 . do "/var/folders/rj/7dvw5ky54z1b0lk5njz3_0x80000gn/T//SD26424.000000"
17 .
18 . ** MODELL 1: Lineare Regression + robuste Standardfehler
19 .
20 . reg vig i.PKV1000 i.PKV1100 i.PKV1200 ib3.PKV1300 ib3.PKV1400 ib3.PKV1500 i.PKV1600 i.PKV1700 ib2.PKV1800 männlich heimerf heimar Studis Highcost i.reihe
    > nfolge, cluster (lfdn)
```

```
Linear regression              Number of obs   =    1,392
                              F(25, 198)      =     3.14
                              Prob > F             =    0.0000
                              R-squared           =    0.0489
                              Root MSE       =    1.928
```

(Std. err. adjusted for 199 clusters in lfdn)

vig	Robust				
	Coefficient	std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]
PKV1000					
2	.2313348	.1183005	1.96	0.052	-.0019559 .4646255
3	.530861	.1231286	4.31	0.000	.2880494 .7736727
2.PKV1100	-.0387703	.1091177	-0.36	0.723	-.2539523 .1764117
2.PKV1200	-.1177736	.1088481	-1.08	0.281	-.3324239 .0968768
PKV1300					
1	-.3164941	.1211702	-2.61	0.010	-.5554438 -.0775443
2	-.2899744	.1314064	-2.21	0.028	-.5491101 -.0308386
PKV1400					
1	.0530198	.1218794	0.44	0.664	-.1873285 .2933681
2	-.1328572	.1342974	-0.99	0.324	-.397694 .1319797
PKV1500					
1	-.1931765	.1247193	-1.55	0.123	-.4391251 .0527721
2	-.1511527	.1425737	-1.06	0.290	-.4323105 .1300051
2.PKV1600	.1792849	.0883176	2.03	0.044	.0051211 .3534486
2.PKV1700	-.0430085	.1006705	-0.43	0.670	-.2415326 .1555155
PKV1800					
1	.4564363	.1216177	3.75	0.000	.216604 .6962686
3	.3370651	.1195632	2.82	0.005	.1012844 .5728459
männlich	-.0450174	.1576961	-0.29	0.776	-.3559969 .2659622
heimerf	-.1672696	.1391919	-1.20	0.231	-.4417585 .1072192
heimar	-.0022503	.1417993	-0.02	0.987	-.281881 .2773804
Studis	-.3058862	.1392925	-2.20	0.029	-.5805735 -.0311989

Highcost	-.0152824	.1270584	-0.12	0.904	-.2658437	.235279
reihenfolge						
2	-.2840382	.2022102	-1.40	0.162	-.6828003	.1147239
3	.1864776	.1959125	0.95	0.342	-.1998652	.5728204
4	.0198601	.1906048	0.10	0.917	-.3560158	.3957361
5	.30485	.2000042	1.52	0.129	-.0895617	.6992618
6	.0699224	.1904768	0.37	0.714	-.3057011	.445546
7	.2150446	.1807114	1.19	0.235	-.1413214	.5714106
_cons	4.08449	.313497	13.03	0.000	3.466269	4.702712

21 . estimates store m1

22 .

23 . esttab m1, star(# 0.1 * 0.05 ** 0.01 *** 0.005) se stats(r2 N)

	(1)
	vig
1.PKV1000	0 (.)
2.PKV1000	0.231# (0.118)
3.PKV1000	0.531*** (0.123)
1.PKV1100	0 (.)
2.PKV1100	-0.0388 (0.109)
1.PKV1200	0 (.)
2.PKV1200	-0.118 (0.109)
1.PKV1300	-0.316** (0.121)
2.PKV1300	-0.290* (0.131)
3.PKV1300	0 (.)
1.PKV1400	0.0530 (0.122)
2.PKV1400	-0.133 (0.134)
3.PKV1400	0 (.)
1.PKV1500	-0.193 (0.125)
2.PKV1500	-0.151 (0.143)
3.PKV1500	0 (.)
1.PKV1600	0 (.)
2.PKV1600	0.179* (0.0883)
1.PKV1700	0 (.)
2.PKV1700	-0.0430 (0.101)
1.PKV1800	0.456*** (0.122)
2.PKV1800	0 (.)
3.PKV1800	0.337** (0.120)
männlich	-0.0450 (0.158)
heimerf	-0.167 (0.139)

```

heimar      -0.00225
             (0.142)

Studis     -0.306*
             (0.139)

Highcost    -0.0153
             (0.127)

1.reihenfo-e      0
                  (.)

2.reihenfo-e     -0.284
                  (0.202)

3.reihenfo-e      0.186
                  (0.196)

4.reihenfo-e      0.0199
                  (0.191)

5.reihenfo-e      0.305
                  (0.200)

6.reihenfo-e      0.0699
                  (0.190)

7.reihenfo-e      0.215
                  (0.181)

_cons       4.084***
            (0.313)
-----+-----
r2          0.0489
N           1392
-----+-----

Standard errors in parentheses
# p<0.1, * p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.005

24 . esttab ml using table1.rtf, replace star(# 0.1 * 0.05 ** 0.01 *** 0.005) se stats(r2 N)
(output written to table1.rtf)

25 .
26 . ereturn list

scalars:
      e(rank) = 26
      e(ll_0) = -2910.78402580884
      e(ll) = -2875.872846123142
      e(r2_a) = .031516263883876
      e(rss) = 5077.737108155447
      e(mss) = 261.1939263273134
      e(rmse) = 1.928012105633567
      e(r2) = .0489225136343455
      e(F) = 3.142041234142406
      e(df_r) = 198
      e(df_m) = 25
      e(N) = 1392
      e(N_clust) = 199

macros:
      e(cmdline) : "regress vig i.PKV1000 i.PKV1100 i.PKV1200 ib3.PKV1300 ib3.PKV1400 ib3.PKV1500 i.PKV1600 i.PKV1700 ib2.PKV1800 männlich heimer.."
      e(title) : "Linear regression"
      e(marginsok) : "XB default"
      e(vce) : "cluster"
      e(depvar) : "vig"
      e(cmd) : "regress"
      e(properties) : "b v"
      e(predict) : "regres_p"
      e(model) : "ols"
      e(estat_cmd) : "regress_estat"
      e(vcetype) : "Robust"
      e(clustvar) : "lfdn"

matrices:
      e(b) : 1 x 36
      e(V) : 36 x 36
      e(V_modelbased) : 36 x 36

functions:
      e(sample)

27 .
28 . ** Modell nur für Studis
29 .
30 . reg vig i.PKV1000 i.PKV1100 i.PKV1200 ib3.PKV1300 ib3.PKV1400 ib3.PKV1500 i.PKV1600 i.PKV1700 ib2.PKV1800 männlich heimerf heimar Highcost i.reihenfolge
> if Studis==1, cluster(lfdn)

Linear regression              Number of obs   =    1,049
                             F(24, 149)       =     3.75
                             Prob > F             =     0.0000
                             R-squared            =     0.0580
                             Root MSE        =     1.8961

                             (Std. err. adjusted for 150 clusters in lfdn)

```

vig	Coefficient	Robust std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
PKV1000						
2	.208386	.1343799	1.55	0.123	-.0571504	.4739225
3	.5598583	.1348644	4.15	0.000	.2933644	.8263522
2.PKV1100	.0325811	.1213997	0.27	0.789	-.2073062	.2724685
2.PKV1200	-.1013436	.1268504	-0.80	0.426	-.3520017	.1493145
PKV1300						
1	-.2855847	.1309601	-2.18	0.031	-.5443635	-.026806
2	-.3104043	.1470548	-2.11	0.036	-.6009864	-.0198221
PKV1400						
1	.0868027	.1311479	0.66	0.509	-.1723472	.3459526
2	-.1485408	.1553425	-0.96	0.341	-.4554996	.1584181
PKV1500						
1	-.2960216	.1374555	-2.15	0.033	-.5676355	-.0244077
2	-.1624764	.16192	-1.00	0.317	-.4824325	.1574797
2.PKV1600	.0744034	.1022391	0.73	0.468	-.1276224	.2764291
2.PKV1700	-.139533	.1145194	-1.22	0.225	-.3658249	.086759
PKV1800						
1	.5594204	.1346785	4.15	0.000	.2932938	.825547
3	.3330377	.13717	2.43	0.016	.061988	.6040874
männlich	-.1111088	.1991914	-0.56	0.578	-.5047137	.2824961
heimerf	-.2404999	.1483825	-1.62	0.107	-.5337056	.0527057
heimar	.0723609	.1636644	0.44	0.659	-.2510421	.3957639
Highcost	.0598065	.1446241	0.41	0.680	-.2259726	.3455856
reihenfolge						
2	-.3568543	.2308262	-1.55	0.124	-.8129699	.0992613
3	.1626454	.2242792	0.73	0.469	-.2805332	.6058239
4	-.0395594	.2150946	-0.18	0.854	-.4645891	.3854703
5	.1564558	.2268888	0.69	0.492	-.2918796	.6047911
6	-.0318506	.2150267	-0.15	0.882	-.4567461	.393045
7	.3572616	.1977366	1.81	0.073	-.0334685	.7479916
_cons	3.836566	.3387627	11.33	0.000	3.167166	4.505965

```

31 .
32 .
33 . * 2-Wegs-Interaktion von Vignettenurteil, soziale Integration und Alter
34 . ** Conditional-Effects-Plots zeigen Regressionslinien für spezifische Kombinationen der unabhängigen Variablen einer multiplen Regression in einer Graf
> ik. (Kohler/Kreuter)
35 .
36 . reg vig i.PKV1000 i.PKV1100 i.PKV1200 ib3.PKV1300 ib3.PKV1400 ib3.PKV1500 i.PKV1600 i.PKV1700 ib2.PKV1800 männlich heimerf heimar Highcost i.reihenfolge
> if Studis==1, cluster (lfdn)

```

```

Linear regression              Number of obs   =    1,049
                              F(24, 149)      =     3.75
                              Prob > F              =    0.0000
                              R-squared              =    0.0580
                              Root MSE          =    1.8961

```

(Std. err. adjusted for 150 clusters in lfdn)

vig	Coefficient	Robust std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
PKV1000						
2	.208386	.1343799	1.55	0.123	-.0571504	.4739225
3	.5598583	.1348644	4.15	0.000	.2933644	.8263522
2.PKV1100	.0325811	.1213997	0.27	0.789	-.2073062	.2724685
2.PKV1200	-.1013436	.1268504	-0.80	0.426	-.3520017	.1493145
PKV1300						
1	-.2855847	.1309601	-2.18	0.031	-.5443635	-.026806
2	-.3104043	.1470548	-2.11	0.036	-.6009864	-.0198221
PKV1400						
1	.0868027	.1311479	0.66	0.509	-.1723472	.3459526
2	-.1485408	.1553425	-0.96	0.341	-.4554996	.1584181
PKV1500						
1	-.2960216	.1374555	-2.15	0.033	-.5676355	-.0244077
2	-.1624764	.16192	-1.00	0.317	-.4824325	.1574797
2.PKV1600	.0744034	.1022391	0.73	0.468	-.1276224	.2764291
2.PKV1700	-.139533	.1145194	-1.22	0.225	-.3658249	.086759
PKV1800						
1	.5594204	.1346785	4.15	0.000	.2932938	.825547
3	.3330377	.13717	2.43	0.016	.061988	.6040874
männlich	-.1111088	.1991914	-0.56	0.578	-.5047137	.2824961
heimerf	-.2404999	.1483825	-1.62	0.107	-.5337056	.0527057
heimar	.0723609	.1636644	0.44	0.659	-.2510421	.3957639
Highcost	.0598065	.1446241	0.41	0.680	-.2259726	.3455856

reihenfolge						
2	-.3568543	.2308262	-1.55	0.124	-.8129699	.0992613
3	.1626454	.2242792	0.73	0.469	-.2805332	.6058239
4	-.0395594	.2150946	-0.18	0.854	-.4645891	.3854703
5	.1564558	.2268888	0.69	0.492	-.2918796	.6047911
6	-.0318506	.2150267	-0.15	0.882	-.4567461	.393045
7	.3572616	.1977366	1.81	0.073	-.0334685	.7479916
_cons	3.836566	.3387627	11.33	0.000	3.167166	4.505965

```
37 . margins, at( PKV1300=(1,2,3) PKV1000=(1,2,3) ) level(90)
```

Predictive margins
Model VCE: **Robust** Number of obs = 1,049

Expression: **Linear prediction, predict()**

- 1._at: PKV1000 = 1
 PKV1300 = 1
- 2._at: PKV1000 = 1
 PKV1300 = 2
- 3._at: PKV1000 = 1
 PKV1300 = 3
- 4._at: PKV1000 = 2
 PKV1300 = 1
- 5._at: PKV1000 = 2
 PKV1300 = 2
- 6._at: PKV1000 = 2
 PKV1300 = 3
- 7._at: PKV1000 = 3
 PKV1300 = 1
- 8._at: PKV1000 = 3
 PKV1300 = 2
- 9._at: PKV1000 = 3
 PKV1300 = 3

_at	Delta-method				
	Margin	std. err.	t	P> t	[90% conf. interval]
1	3.517816	.1312696	26.80	0.000	3.300546 3.735086
2	3.492996	.1367294	25.55	0.000	3.266689 3.719303
3	3.803401	.1391946	27.32	0.000	3.573013 4.033788
4	3.726202	.1340565	27.80	0.000	3.504319 3.948085
5	3.701382	.1506508	24.57	0.000	3.452034 3.950731
6	4.011787	.130605	30.72	0.000	3.795617 4.227957
7	4.077674	.1278349	31.90	0.000	3.866089 4.289259
8	4.052855	.1331111	30.45	0.000	3.832536 4.273173
9	4.363259	.1260417	34.62	0.000	4.154642 4.571876

```
38 . marginsplot, bydim(PKV1300) byopt(rows(1))
```

Variables that uniquely identify margins: **PKV1300 PKV1000**

```
39 . ** graph save
40 . ** graph export
41 .
42 . * 3-Wegs-Interaktion von Vignettenurteil und der signifikanten Vignettenmerkmale Alter, soziale Intgration und finanzielle Mittel
43 .
44 . reg vig ib3.PKV1000 i.PKV1100 i.PKV1200 ib3.PKV1300 ib3.PKV1400 ib3.PKV1500 i.PKV1600 i.PKV1700 ib2.PKV1800 männlich heimerf heimar Highcost i.reihenfolg
> e if Studis==1, cluster(1fdn)
```

Linear regression Number of obs = 1,049
F(24, 149) = 3.75
Prob > F = 0.0000
R-squared = 0.0580
Root MSE = 1.8961

(Std. err. adjusted for 150 clusters in 1fdn)

vig	Robust				
	Coefficient	std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]
PKV1000					
1	-.5598583	.1348644	-4.15	0.000	-.8263522 -.2933644
2	-.3514723	.1433466	-2.45	0.015	-.634727 -.0682175
2.PKV1100	.0325811	.1213997	0.27	0.789	-.2073062 .2724685
2.PKV1200	-.1013436	.1268504	-0.80	0.426	-.3520017 .1493145
PKV1300					
1	-.2855847	.1309601	-2.18	0.031	-.5443635 -.026806
2	-.3104043	.1470548	-2.11	0.036	-.6009864 -.0198221
PKV1400					
1	.0868027	.1311479	0.66	0.509	-.1723472 .3459526
2	-.1485408	.1553425	-0.96	0.341	-.4554996 .1584181
PKV1500					
1	-.2960216	.1374555	-2.15	0.033	-.5676355 -.0244077
2	-.1624764	.16192	-1.00	0.317	-.4824325 .1574797
2.PKV1600	.0744034	.1022391	0.73	0.468	-.1276224 .2764291

2.PKV1700	-.139533	.1145194	-1.22	0.225	-.3658249	.086759
PKV1800						
1	.5594204	.1346785	4.15	0.000	.2932938	.825547
3	.3330377	.13717	2.43	0.016	.061988	.6040874
männlich	-.1111088	.1991914	-0.56	0.578	-.5047137	.2824961
heimerf	-.2404999	.1483825	-1.62	0.107	-.5337056	.0527057
heimar	.0723609	.1636644	0.44	0.659	-.2510421	.3957639
Highcost	.0598065	.1446241	0.41	0.680	-.2259726	.3455856
reihenfolge						
2	-.3568543	.2308262	-1.55	0.124	-.8129699	.0992613
3	.1626454	.2242792	0.73	0.469	-.2805332	.6058239
4	-.0395594	.2150946	-0.18	0.854	-.4645891	.3854703
5	.1564558	.2268888	0.69	0.492	-.2918796	.6047911
6	-.0318506	.2150267	-0.15	0.882	-.4567461	.393045
7	.3572616	.1977366	1.81	0.073	-.0334685	.7479916
_cons	4.396424	.3308258	13.29	0.000	3.742708	5.05014

```
45 . margins, at( PKV1300=(1,2,3) PKV1000=(1,2,3) PKV1800=(1,2,3) ) level(90)
```

```
Predictive margins                                Number of obs = 1,049
Model VCE: Robust
```

```
Expression: Linear prediction, predict()
```

```
1._at: PKV1000 = 1
```

```
      PKV1300 = 1
```

```
      PKV1800 = 1
```

```
2._at: PKV1000 = 1
```

```
      PKV1300 = 1
```

```
      PKV1800 = 2
```

```
3._at: PKV1000 = 1
```

```
      PKV1300 = 1
```

```
      PKV1800 = 3
```

```
4._at: PKV1000 = 1
```

```
      PKV1300 = 2
```

```
      PKV1800 = 1
```

```
5._at: PKV1000 = 1
```

```
      PKV1300 = 2
```

```
      PKV1800 = 2
```

```
6._at: PKV1000 = 1
```

```
      PKV1300 = 2
```

```
      PKV1800 = 3
```

```
7._at: PKV1000 = 1
```

```
      PKV1300 = 3
```

```
      PKV1800 = 1
```

```
8._at: PKV1000 = 1
```

```
      PKV1300 = 3
```

```
      PKV1800 = 2
```

```
9._at: PKV1000 = 1
```

```
      PKV1300 = 3
```

```
      PKV1800 = 3
```

```
10._at: PKV1000 = 2
```

```
      PKV1300 = 1
```

```
      PKV1800 = 1
```

```
11._at: PKV1000 = 2
```

```
      PKV1300 = 1
```

```
      PKV1800 = 2
```

```
12._at: PKV1000 = 2
```

```
      PKV1300 = 1
```

```
      PKV1800 = 3
```

```
13._at: PKV1000 = 2
```

```
      PKV1300 = 2
```

```
      PKV1800 = 1
```

```
14._at: PKV1000 = 2
```

```
      PKV1300 = 2
```

```
      PKV1800 = 2
```

```
15._at: PKV1000 = 2
```

```
      PKV1300 = 2
```

```
      PKV1800 = 3
```

```
16._at: PKV1000 = 2
```

```
      PKV1300 = 3
```

```
      PKV1800 = 1
```

```
17._at: PKV1000 = 2
```

```
      PKV1300 = 3
```

```
      PKV1800 = 2
```

```
18._at: PKV1000 = 2
```

```
      PKV1300 = 3
```

```
      PKV1800 = 3
```

```
19._at: PKV1000 = 3
```

```
      PKV1300 = 1
```

```
      PKV1800 = 1
```

```
20._at: PKV1000 = 3
```

```
      PKV1300 = 1
```

```
      PKV1800 = 2
```

```
21._at: PKV1000 = 3
```

```
      PKV1300 = 1
```

```
      PKV1800 = 3
```

```
22._at: PKV1000 = 3
```

```
      PKV1300 = 2
```

```
      PKV1800 = 1
```

```
23._at: PKV1000 = 3
```

```
      PKV1300 = 2
```

```

    PKV1800 = 2
24._at: PKV1000 = 3
    PKV1300 = 2
    PKV1800 = 3
25._at: PKV1000 = 3
    PKV1300 = 3
    PKV1800 = 1
26._at: PKV1000 = 3
    PKV1300 = 3
    PKV1800 = 2
27._at: PKV1000 = 3
    PKV1300 = 3
    PKV1800 = 3
    
```

_at	Delta-method			P> t	[90% conf. interval]	
	Margin	std. err.	t			
1	3.779898	.1495683	25.27	0.000	3.532341	4.027455
2	3.220478	.1517602	21.22	0.000	2.969293	3.471663
3	3.553516	.1516635	23.43	0.000	3.30249	3.804541
4	3.755079	.1570029	23.92	0.000	3.495216	4.014941
5	3.195658	.1500714	21.29	0.000	2.947268	3.444048
6	3.528696	.160045	22.05	0.000	3.263798	3.793594
7	4.065483	.1624294	25.03	0.000	3.796639	4.334327
8	3.506063	.1486473	23.59	0.000	3.26003	3.752095
9	3.8391	.1623255	23.65	0.000	3.570428	4.107772
10	3.988284	.1462189	27.28	0.000	3.746271	4.230298
11	3.428864	.1597317	21.47	0.000	3.164485	3.693243
12	3.761902	.1540228	24.42	0.000	3.506972	4.016832
13	3.963465	.1640746	24.16	0.000	3.691898	4.235032
14	3.404044	.1681243	20.25	0.000	3.125774	3.682314
15	3.737082	.1720375	21.72	0.000	3.452335	4.021829
16	4.273869	.1494513	28.60	0.000	4.026506	4.521233
17	3.714449	.1467043	25.32	0.000	3.471632	3.957265
18	4.047486	.154964	26.12	0.000	3.790998	4.303974
19	4.339757	.1429024	30.37	0.000	4.103232	4.576281
20	3.780336	.1628108	23.22	0.000	3.510861	4.049811
21	4.113374	.1372243	29.98	0.000	3.886248	4.3405
22	4.314937	.1503793	28.69	0.000	4.066038	4.563836
23	3.755517	.1609696	23.33	0.000	3.489089	4.021945
24	4.088554	.1461393	27.98	0.000	3.846673	4.330436
25	4.625341	.147767	31.30	0.000	4.380766	4.869917
26	4.065921	.1515702	26.83	0.000	3.81505	4.316792
27	4.398959	.1399271	31.44	0.000	4.167359	4.630558

```
46 . marginsplot, bydim(PKV1300) byopt(rows(1))
```

Variables that uniquely identify margins: PKV1300 PKV1000 PKV1800

```

47 . ** graph save
48 . ** graph export
49 .
50 . ** MODELL 2: Mehrebenenmodell - beide Szenarien kombiniert
51 .
52 . xtreg vig i.PKV1000 i.PKV1100 i.PKV1200 ib3.PKV1300 ib3.PKV1400 ib3.PKV1500 i.PKV1600 i.PKV1700 ib2.PKV1800 männlich heimerf heimar Studis Highcost i.rei
    > henfolge, i (lfdn) re
    
```

```

Random-effects GLS regression              Number of obs   =   1,392
Group variable: lfdn                      Number of groups =    199

R-squared:                                Obs per group:
  Within = 0.0553                          min =          6
  Between = 0.0234                         avg =          7.0
  Overall = 0.0489                         max =          7

Wald chi2(25) = 72.81
corr(u_i, X) = 0 (assumed)                Prob > chi2     = 0.0000
    
```

vig	Coefficient	Std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
PKV1000						
2	.2390378	.1236193	1.93	0.053	-.0032516	.4813271
3	.5388929	.1238512	4.35	0.000	.296149	.7816367
2.PKV1100						
2.PKV1200	-.0370535	.1014382	-0.37	0.715	-.2358688	.1617618
PKV1300						
1	-.3305145	.1234077	-2.68	0.007	-.572389	-.0886399
2	-.3012381	.1243388	-2.42	0.015	-.5449375	-.0575386
PKV1400						
1	.0506092	.1231728	0.41	0.681	-.1908051	.2920234
2	-.1284079	.1236185	-1.04	0.299	-.3706956	.1138798
PKV1500						
1	-.2033322	.1239366	-1.64	0.101	-.4462435	.0395792
2	-.1631286	.1241145	-1.31	0.189	-.4063886	.0801313
2.PKV1600						
2.PKV1700	.1815038	.1010906	1.80	0.073	-.0166302	.3796378
	-.0494304	.1010863	-0.49	0.625	-.2475559	.1486951

PKV1800						
1	.4556397	.1245818	3.66	0.000	.2114639	.6998155
3	.3378628	.1239926	2.72	0.006	.0948418	.5808837
männlich	-.0452069	.1425439	-0.32	0.751	-.3245877	.234174
heimerf	-.1667124	.1460581	-1.14	0.254	-.4529809	.1195562
heimar	-.0019552	.1504867	-0.01	0.990	-.2969038	.2929934
Studis	-.3059438	.1426259	-2.15	0.032	-.5854855	-.0264022
Highcost	-.0151409	.1225521	-0.12	0.902	-.2553386	.2250568
reihenfolge						
2	-.2852894	.1889035	-1.51	0.131	-.6555335	.0849547
3	.1854337	.1890886	0.98	0.327	-.1851731	.5560406
4	.0195182	.1894284	0.10	0.918	-.3517546	.390791
5	.3044368	.1884059	1.62	0.106	-.064832	.6737057
6	.0699033	.1887045	0.37	0.711	-.2999507	.4397572
7	.2146818	.1889063	1.14	0.256	-.1555677	.5849313
_cons	4.095633	.305431	13.41	0.000	3.496999	4.694266
sigma_u	.47297062					
sigma_e	1.8672399					
rho	.06029217				(fraction of variance due to u_i)	

53 . est store m2

54 . esttab m2, star(# 0.1 * 0.05 ** 0.01 *** 0.005) se stats(r2 N)

	(1)
	vig
1.PKV1000	0 (.)
2.PKV1000	0.239# (0.124)
3.PKV1000	0.539*** (0.124)
1.PKV1100	0 (.)
2.PKV1100	-0.0371 (0.101)
1.PKV1200	0 (.)
2.PKV1200	-0.118 (0.101)
1.PKV1300	-0.331** (0.123)
2.PKV1300	-0.301* (0.124)
3.PKV1300	0 (.)
1.PKV1400	0.0506 (0.123)
2.PKV1400	-0.128 (0.124)
3.PKV1400	0 (.)
1.PKV1500	-0.203 (0.124)
2.PKV1500	-0.163 (0.124)
3.PKV1500	0 (.)
1.PKV1600	0 (.)
2.PKV1600	0.182# (0.101)
1.PKV1700	0 (.)
2.PKV1700	-0.0494 (0.101)
1.PKV1800	0.456*** (0.125)

```

2.PKV1800          0
                  (.)
3.PKV1800          0.338**
                  (0.124)
männlich          -0.0452
                  (0.143)
heimerf           -0.167
                  (0.146)
heimar            -0.00196
                  (0.150)
Studis           -0.306*
                  (0.143)
Highcost          -0.0151
                  (0.123)
1.reihenfo-e      0
                  (.)
2.reihenfo-e      -0.285
                  (0.189)
3.reihenfo-e      0.185
                  (0.189)
4.reihenfo-e      0.0195
                  (0.189)
5.reihenfo-e      0.304
                  (0.188)
6.reihenfo-e      0.0699
                  (0.189)
7.reihenfo-e      0.215
                  (0.189)
_cons             4.096***
                  (0.305)

```

```

r2
N                1392

```

Standard errors in parentheses

p<0.1, * p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.005

```

55 .
56 . esttab m2, star(# 0.1 * 0.05 ** 0.01 *** 0.005) se stats(r2 N)

```

```

(1)
vig
-----
1.PKV1000          0
                  (.)
2.PKV1000          0.239#
                  (0.124)
3.PKV1000          0.539***
                  (0.124)
1.PKV1100          0
                  (.)
2.PKV1100          -0.0371
                  (0.101)
1.PKV1200          0
                  (.)
2.PKV1200          -0.118
                  (0.101)
1.PKV1300          -0.331**
                  (0.123)
2.PKV1300          -0.301*
                  (0.124)
3.PKV1300          0
                  (.)
1.PKV1400          0.0506
                  (0.123)
2.PKV1400          -0.128
                  (0.124)
3.PKV1400          0
                  (.)

```

```

1.PKV1500      -0.203
               (0.124)

2.PKV1500      -0.163
               (0.124)

3.PKV1500       0
               (.)

1.PKV1600       0
               (.)

2.PKV1600      0.182#
               (0.101)

1.PKV1700       0
               (.)

2.PKV1700     -0.0494
               (0.101)

1.PKV1800      0.456***
               (0.125)

2.PKV1800       0
               (.)

3.PKV1800      0.338**
               (0.124)

männlich      -0.0452
               (0.143)

heimerf        -0.167
               (0.146)

heimer         -0.00196
               (0.150)

Studis        -0.306*
               (0.143)

Highcost       -0.0151
               (0.123)

1.reihenfo-e   0
               (.)

2.reihenfo-e   -0.285
               (0.189)

3.reihenfo-e   0.185
               (0.189)

4.reihenfo-e   0.0195
               (0.189)

5.reihenfo-e   0.304
               (0.188)

6.reihenfo-e   0.0699
               (0.189)

7.reihenfo-e   0.215
               (0.189)

_cons          4.096***
               (0.305)

```

```

-----
r2
N              1392
-----

```

Standard errors in parentheses
p<0.1, * p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.005

```

57 . esttab m2 using table2.rtf, replace star(# 0.1 * 0.05 ** 0.01 *** 0.005) se stats(r2 N)
(output written to table2.rtf)

```

```

58 .
59 . * 2-Wegs-Interaktion von Vignettenurteil, soziale Integration und Alter
60 . ** Conditional-Effects-Plots zeigen Regressionslinien fu"r spezifische Kombinationen der unabha"ngigen Variablen einer multiplen Regression in einer Graf
> ik. (Kohler/Kreuter)
61 .
62 . xtreg vig i.PKV1000 i.PKV1100 i.PKV1200 ib3.PKV1300 ib3.PKV1400 ib3.PKV1500 i.PKV1600 i.PKV1700 ib2.PKV1800 männlich heimerf heimar Studis Highcost i.rei
> henfolge, i (lfdn) re

```

```

Random-effects GLS regression              Number of obs   =   1,392
Group variable: lfdn                       Number of groups =    199

R-squared:                                 Obs per group:
  Within = 0.0553                          min =           6
  Between = 0.0234                         avg =           7.0
  Overall = 0.0489                          max =           7

Wald chi2(25) = 72.81

```

corr(u_i, X) = 0 (assumed) Prob > chi2 = 0.0000

var	Coefficient	Std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
PKV1000						
2	.2390378	.1236193	1.93	0.053	-.0032516	.4813271
3	.5388929	.1238512	4.35	0.000	.296149	.7816367
2.PKV1100	-.0370535	.1014382	-0.37	0.715	-.2358688	.1617618
2.PKV1200	-.1180451	.1010701	-1.17	0.243	-.3161389	.0800487
PKV1300						
1	-.3305145	.1234077	-2.68	0.007	-.572389	-.0886399
2	-.3012381	.1243388	-2.42	0.015	-.5449375	-.0575386
PKV1400						
1	.0506092	.1231728	0.41	0.681	-.1908051	.2920234
2	-.1284079	.1236185	-1.04	0.299	-.3706956	.1138798
PKV1500						
1	-.2033322	.1239366	-1.64	0.101	-.4462435	.0395792
2	-.1631286	.1241145	-1.31	0.189	-.4063886	.0801313
2.PKV1600	.1815038	.1010906	1.80	0.073	-.0166302	.3796378
2.PKV1700	-.0494304	.1010863	-0.49	0.625	-.2475559	.1486951
PKV1800						
1	.4556397	.1245818	3.66	0.000	.2114639	.6998155
3	.3378628	.1239926	2.72	0.006	.0948418	.5808837
männlich	-.0452069	.1425439	-0.32	0.751	-.3245877	.234174
heimerf	-.1667124	.1460581	-1.14	0.254	-.4529809	.1195562
heimar	-.0019552	.1504867	-0.01	0.990	-.2969038	.2929934
Studis	-.3059438	.1426259	-2.15	0.032	-.5854855	-.0264022
Highcost	-.0151409	.1225521	-0.12	0.902	-.2553386	.2250568
reihenfolge						
2	-.2852894	.1889035	-1.51	0.131	-.6555335	.0849547
3	.1854337	.1890886	0.98	0.327	-.1851731	.5560406
4	.0195182	.1894284	0.10	0.918	-.3517546	.390791
5	.3044368	.1884059	1.62	0.106	-.064832	.6737057
6	.0699033	.1887045	0.37	0.711	-.2999507	.4397572
7	.2146818	.1889063	1.14	0.256	-.1555677	.5849313
_cons	4.095633	.305431	13.41	0.000	3.496999	4.694266
sigma_u	.47297062					
sigma_e	1.8672399					
rho	.06029217				(fraction of variance due to u_i)	

63 . margins, at(PKV1300=(1,2,3) PKV1000=(1,2,3)) level(90)

Predictive margins Number of obs = 1,392
Model VCE: Conventional

Expression: Linear prediction, predict()

- 1._at: PKV1000 = 1
 PKV1300 = 1
- 2._at: PKV1000 = 1
 PKV1300 = 2
- 3._at: PKV1000 = 1
 PKV1300 = 3
- 4._at: PKV1000 = 2
 PKV1300 = 1
- 5._at: PKV1000 = 2
 PKV1300 = 2
- 6._at: PKV1000 = 2
 PKV1300 = 3
- 7._at: PKV1000 = 3
 PKV1300 = 1
- 8._at: PKV1000 = 3
 PKV1300 = 2
- 9._at: PKV1000 = 3
 PKV1300 = 3

_at	Delta-method				
	Margin	std. err.	z	P> z	[90% conf. interval]
1	3.561612	.1175795	30.29	0.000	3.368211 3.755013
2	3.590888	.1166946	30.77	0.000	3.398943 3.782834
3	3.892126	.1187731	32.77	0.000	3.696762 4.087491
4	3.80065	.1173353	32.39	0.000	3.60765 3.993649
5	3.829926	.1183325	32.37	0.000	3.635286 4.024566
6	4.131164	.1169643	35.32	0.000	3.938775 4.323553
7	4.100505	.1164549	35.21	0.000	3.908953 4.292056
8	4.129781	.118724	34.78	0.000	3.934497 4.325065
9	4.431019	.1179818	37.56	0.000	4.236956 4.625082

64 . marginsplot, bydim(PKV1300) byopt(rows(1))

Variables that uniquely identify margins: PKV1300 PKV1000

```

65 . graph save marginsplot, replace
    file marginsplot.gph saved
66 . graph export marginsplot.png, replace
    file /Users/Katze/Desktop/Datensaetze/marginsplot.png saved as PNG format
67 .
68 . ** Modell nur für Studis:
69 .
70 . xtreg vig i.PKV1000 i.PKV1100 i.PKV1200 ib3.PKV1300 ib3.PKV1400 ib3.PKV1500 i.PKV1600 i.PKV1700 ib2.PKV1800 if Studis==1, i (lfdn) re

```

```

Random-effects GLS regression           Number of obs   =    1,070
Group variable: lfdn                   Number of groups =    153

R-squared:                             Obs per group:
    Within = 0.0560                      min =          6
    Between = 0.0008                     avg =         7.0
    Overall = 0.0436                     max =          7

Wald chi2(14) =    51.99
corr(u_i, X) = 0 (assumed)              Prob > chi2     =    0.0000

```

	vig	Coefficient	Std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
PKV1000	2	.1955429	.1390689	1.41	0.160	-.0770272	.468113
	3	.5568614	.1393035	4.00	0.000	.2838316	.8298912
2.PKV1100		.0232306	.1135009	0.20	0.838	-.199227	.2456883
2.PKV1200		-.1413495	.1134584	-1.25	0.213	-.3637239	.0810249
PKV1300	1	-.3235365	.1384441	-2.34	0.019	-.5948819	-.0521911
	2	-.3419244	.1396945	-2.45	0.014	-.6157207	-.0681281
PKV1400	1	.1016923	.1392245	0.73	0.465	-.1711827	.3745674
	2	-.1517183	.1381328	-1.10	0.272	-.4224537	.119017
PKV1500	1	-.3237902	.139574	-2.32	0.020	-.5973502	-.0502302
	2	-.2013823	.1397706	-1.44	0.150	-.4753276	.072563
2.PKV1600		.0576605	.1135261	0.51	0.612	-.1648466	.2801675
2.PKV1700		-.140942	.1135595	-1.24	0.215	-.3635146	.0816305
PKV1800	1	.5385033	.1389314	3.88	0.000	.2662028	.8108037
	3	.3412769	.1387976	2.46	0.014	.0692386	.6133153
_cons		3.824968	.2239125	17.08	0.000	3.386108	4.263829
sigma_u		.47530555					
sigma_e		1.8382426					
rho		.06266634	(fraction of variance due to u_i)				

```

71 .
72 . ** (kleineres Rho heißt: die Homogenität der Vignettenurteile innerhalb der Studis ist größer als unter allen Befragten, da sie einen geringen Anteil an
    > der aufgeklärten Varianz insgesamt aufweist)
73 .
74 . ** Tabellarische Darstellung der ausgewählten Modelle
75 .
76 . esttab m1 m2, se stats(r2 N)

```

	(1)	(2)
	vig	vig
1.PKV1000	0	0
	(.)	(.)
2.PKV1000	0.231	0.239
	(0.118)	(0.124)
3.PKV1000	0.531***	0.539***
	(0.123)	(0.124)
1.PKV1100	0	0
	(.)	(.)
2.PKV1100	-0.0388	-0.0371
	(0.109)	(0.101)
1.PKV1200	0	0
	(.)	(.)
2.PKV1200	-0.118	-0.118
	(0.109)	(0.101)
1.PKV1300	-0.316**	-0.331**
	(0.121)	(0.123)
2.PKV1300	-0.290*	-0.301*

	(0.131)	(0.124)
3.PKV1300	0 (.)	0 (.)
1.PKV1400	0.0530 (0.122)	0.0506 (0.123)
2.PKV1400	-0.133 (0.134)	-0.128 (0.124)
3.PKV1400	0 (.)	0 (.)
1.PKV1500	-0.193 (0.125)	-0.203 (0.124)
2.PKV1500	-0.151 (0.143)	-0.163 (0.124)
3.PKV1500	0 (.)	0 (.)
1.PKV1600	0 (.)	0 (.)
2.PKV1600	0.179* (0.0883)	0.182 (0.101)
1.PKV1700	0 (.)	0 (.)
2.PKV1700	-0.0430 (0.101)	-0.0494 (0.101)
1.PKV1800	0.456*** (0.122)	0.456*** (0.125)
2.PKV1800	0 (.)	0 (.)
3.PKV1800	0.337** (0.120)	0.338** (0.124)
männlich	-0.0450 (0.158)	-0.0452 (0.143)
heimerf	-0.167 (0.139)	-0.167 (0.146)
heimar	-0.00225 (0.142)	-0.00196 (0.150)
Studis	-0.306* (0.139)	-0.306* (0.143)
Highcost	-0.0153 (0.127)	-0.0151 (0.123)
1.reihenfo-e	0 (.)	0 (.)
2.reihenfo-e	-0.284 (0.202)	-0.285 (0.189)
3.reihenfo-e	0.186 (0.196)	0.185 (0.189)
4.reihenfo-e	0.0199 (0.191)	0.0195 (0.189)
5.reihenfo-e	0.305 (0.200)	0.304 (0.188)
6.reihenfo-e	0.0699 (0.190)	0.0699 (0.189)
7.reihenfo-e	0.215 (0.181)	0.215 (0.189)
_cons	4.084*** (0.313)	4.096*** (0.305)
r2	0.0489	
N	1392	1392

Standard errors in parentheses
 * p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.001

```
77 .
78 . ** 1) Interaktion zwischen sozialer Integration und kognitiver Beeinträchtigung?
79 .
80 . tab PKV1300
```

Soziale Integration	Freq.	Percent	Cum.
---------------------	-------	---------	------

1	496	33.93	33.93
2	482	32.97	66.89
3	484	33.11	100.00
Total	1,462	100.00	

81 . tab PKV1400

geistige Einschrän- ungen	Freq.	Percent	Cum.
1	481	32.90	32.90
2	482	32.97	65.87
3	499	34.13	100.00
Total	1,462	100.00	

82 .

83 . gen Integration=1 if PKV1300==1
(1,069 missing values generated)

84 . replace Integration=0 if PKV1300!=1
(1,069 real changes made)

85 .

86 . tab Integration

Integration	Freq.	Percent	Cum.
0	1,069	68.31	68.31
1	496	31.69	100.00
Total	1,565	100.00	

87 .

88 . gen Demenz=1 if PKV1400==3
(1,066 missing values generated)

89 . replace Demenz=0 if PKV1400!=3
(1,066 real changes made)

90 .

91 . tab Demenz

Demenz	Freq.	Percent	Cum.
0	1,066	68.12	68.12
1	499	31.88	100.00
Total	1,565	100.00	

92 .

93 . gen InteKogni=Integration*Demenz

94 .

95 . ** Haupteffekte für sich bereits nicht signifikant:

96 .

97 . reg vig i.PKV1000 i.PKV1100 i.PKV1200 ib3.PKV1500 i.PKV1600 i.PKV1700 ib2.PKV1800 männlich heimerf heimar Studis Highcost i.reihenfolge Integration Demen
> z, cluster (lfdn)

```

Linear regression              Number of obs   =    1,392
                              F(23, 198)      =     3.14
                              Prob > F              =    0.0000
                              R-squared             =    0.0439
                              Root MSE         =    1.9317
    
```

(Std. err. adjusted for 199 clusters in lfdn)

vig	Coefficient	Robust std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
PKV1000						
2	.2372373	.1209148	1.96	0.051	-.0012088	.4756835
3	.5385448	.1236501	4.36	0.000	.2947047	.7823849
2.PKV1100	-.0236524	.1101564	-0.21	0.830	-.2408826	.1935779
2.PKV1200	-.1136978	.1073432	-1.06	0.291	-.3253804	.0979848
PKV1500						
1	-.1920405	.1257967	-1.53	0.128	-.4401138	.0560328
2	-.1544522	.1463947	-1.06	0.293	-.4431451	.1342408
2.PKV1600	.1823926	.0892395	2.04	0.042	.0064108	.3583743
2.PKV1700	-.0454569	.1000314	-0.45	0.650	-.2427205	.1518066
PKV1800						
1	.4633741	.1208568	3.83	0.000	.2250423	.7017059
3	.3506304	.1192973	2.94	0.004	.1153741	.5858867
männlich	-.0428319	.157417	-0.27	0.786	-.353261	.2675971
heimerf	-.1690951	.1392245	-1.21	0.226	-.4436482	.105458
heimar	-.0064407	.1412729	-0.05	0.964	-.2850333	.2721519
Studis	-.3048729	.1389134	-2.19	0.029	-.5788125	-.0309333
Highcost	-.0176743	.1265284	-0.14	0.889	-.2671906	.231842

reihenfolge						
2	-.3020788	.2006709	-1.51	0.134	-.6978054	.0936478
3	.1646144	.1956839	0.84	0.401	-.2212777	.5505066
4	.0159851	.1906279	0.08	0.933	-.3599366	.3919067
5	.3169258	.1998564	1.59	0.114	-.0771944	.711046
6	.041851	.1887283	0.22	0.825	-.3303246	.4140265
7	.2227263	.1811749	1.23	0.220	-.1345537	.5800063
Integration	-.1736474	.1058456	-1.64	0.102	-.3823768	.0350819
Demenz	.0364341	.1150573	0.32	0.752	-.1904609	.2633291
_cons	3.892521	.2913131	13.36	0.000	3.318047	4.466996

```

98 .
99 . ** Lineares Modell mit korrigierten Standardfehlern und Interaktionsterm:
100 .
101 . reg vig i.PKV1000 i.PKV1100 i.PKV1200 ib3.PKV1500 i.PKV1600 i.PKV1700 ib2.PKV1800 männlich heimerf heimar Studis Highcost i.reihenfolge Demenz##Integrati
> on, cluster (lfdn)

```

```

Linear regression              Number of obs   =    1,392
                              F(24, 198)      =     3.11
                              Prob > F           =    0.0000
                              R-squared          =    0.0451
                              Root MSE      =    1.9312

```

(Std. err. adjusted for 199 clusters in lfdn)

vig	Coefficient	Robust std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]
PKV1000					
2	.2387001	.120606	1.98	0.049	.0008631 .4765372
3	.5415052	.1236379	4.38	0.000	.2976892 .7853212
2.PKV1100	-.0246891	.1100952	-0.22	0.823	-.2417987 .1924205
2.PKV1200	-.1123977	.1075928	-1.04	0.297	-.3245726 .0997773
PKV1500					
1	-.2050851	.125104	-1.64	0.103	-.4517924 .0416222
2	-.1640978	.1446043	-1.13	0.258	-.44926 .1210644
2.PKV1600	.1792426	.0892343	2.01	0.046	.003271 .3552142
2.PKV1700	-.0425824	.1005254	-0.42	0.672	-.2408203 .1556555
PKV1800					
1	.4491579	.1205775	3.73	0.000	.211377 .6869388
3	.3460824	.1189124	2.91	0.004	.111585 .5805798
männlich	-.0402644	.1581599	-0.25	0.799	-.3521585 .2716297
heimerf	-.1690193	.1397187	-1.21	0.228	-.4445469 .1065084
heimar	.0026512	.1426072	0.02	0.985	-.2785728 .2838751
Studis	-.3124529	.1400301	-2.23	0.027	-.5885947 -.0363111
Highcost	-.0054284	.1261311	-0.04	0.966	-.2541611 .2433042
reihenfolge					
2	-.2961589	.2001877	-1.48	0.141	-.6909326 .0986147
3	.1659875	.1955271	0.85	0.397	-.2195953 .5515703
4	.0153449	.1903345	0.08	0.936	-.359998 .3906878
5	.3185133	.1989398	1.60	0.111	-.0737994 .710826
6	.0536298	.1884481	0.28	0.776	-.3179932 .4252527
7	.2224352	.181198	1.23	0.221	-.1348905 .5797609
1.Demenz	-.0674556	.1430145	-0.47	0.638	-.3494826 .2145714
1.Integration	-.2799408	.1284738	-2.18	0.031	-.5332933 -.0265883
Demenz#Integration					
1 1	.3001369	.2353512	1.28	0.204	-.1639797 .7642535
_cons	3.928442	.2945518	13.34	0.000	3.347581 4.509303

```

102 . estimates store m2
103 . margins, at (Demenz = (0 1) Integration=(0 1)) level(90)

```

```

Predictive margins              Number of obs = 1,392
Model VCE: Robust

Expression: Linear prediction, predict()
1._at: Demenz = 0
      Integration = 0
2._at: Demenz = 0
      Integration = 1
3._at: Demenz = 1
      Integration = 0
4._at: Demenz = 1
      Integration = 1

```

_at	Delta-method				
	Margin	std. err.	t	P> t	[90% conf. interval]
1	4.020573	.0841168	47.80	0.000	3.881563 4.159583
2	3.740632	.1104182	33.88	0.000	3.558157 3.923108

Integration	-.1726109	.1063823	-1.62	0.106	-.3823985	.0371768
Bettlägerig	.17632	.1190605	1.48	0.140	-.0584694	.4111094
_cons	3.759534	.3094003	12.15	0.000	3.149391	4.369677

```

124 .
125 . ** Lineares Modell mit korrigierten Standardfehlern und Interaktionsterm:
126 .
127 . reg vig i.PKV1000 i.PKV1100 i.PKV1200 ib3.PKV1400 i.PKV1600 i.PKV1700 ib2.PKV1800 männlich heimerf heimar Studis Highcost i.reihenfolge Bettlägerig##Inte
> gration, cluster (lfdn)

```

```

Linear regression                               Number of obs   =    1,392
                                                F(24, 198)      =     3.90
                                                Prob > F        =    0.0000
                                                R-squared       =    0.0520
                                                Root MSE       =    1.9241

```

(Std. err. adjusted for 199 clusters in lfdn)

	vig	Coefficient	Robust std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]
PKV1000						
2		.2422298	.1225586	1.98	0.049	.0005421 .4839176
3		.5382489	.1252176	4.30	0.000	.2913177 .7851802
2.PKV1100		-.0543704	.1124925	-0.48	0.629	-.2762077 .1674668
2.PKV1200		-.1317509	.1092282	-1.21	0.229	-.3471509 .0836491
PKV1400						
1		.0799924	.1234688	0.65	0.518	-.1634903 .3234751
2		-.1053503	.1357198	-0.78	0.439	-.3729921 .1622916
2.PKV1600		.1903688	.0870878	2.19	0.030	.0186301 .3621074
2.PKV1700		-.0445754	.0981863	-0.45	0.650	-.2382005 .1490498
PKV1800						
1		.4637401	.1191977	3.89	0.000	.22868 .6988001
3		.3568402	.1171764	3.05	0.003	.1257663 .587914
männlich		-.0339862	.1554895	-0.22	0.827	-.3406142 .2726419
heimerf		-.1985395	.1364114	-1.46	0.147	-.4675453 .0704662
heimar		.0036944	.1376551	0.03	0.979	-.267764 .2751527
Studis		-.2946853	.1366207	-2.16	0.032	-.5641036 -.0252669
Highcost		-.0073711	.1254011	-0.06	0.953	-.2546643 .2399221
reihenfolge						
2		-.2894005	.2014405	-1.44	0.152	-.6866447 .1078438
3		.1619392	.1969944	0.82	0.412	-.2265372 .5504156
4		.020656	.1926704	0.11	0.915	-.3592934 .4006054
5		.3134619	.2004701	1.56	0.120	-.0818687 .7087925
6		.0650696	.1907427	0.34	0.733	-.3110784 .4412176
7		.2113564	.1812978	1.17	0.245	-.1461659 .5688788
1.Bettlägerig		.4290022	.1428353	3.00	0.003	.1473284 .7106759
1.Integration		.069955	.1334345	0.52	0.601	-.1931803 .3330902
Bettlägerig#Integration						
1 1		-.7311101	.2325678	-3.14	0.002	-1.189738 -.2724824
_cons		3.671152	.308761	11.89	0.000	3.06227 4.280034

```
128 . margins, at (Bettlägerig = (0 1) Integration=(0 1)) level(90)
```

```

Predictive margins                               Number of obs = 1,392
Model VCE: Robust

```

Expression: **Linear prediction, predict()**

- 1._at: Bettlägerig = 0
Integration = 0
- 2._at: Bettlägerig = 0
Integration = 1
- 3._at: Bettlägerig = 1
Integration = 0
- 4._at: Bettlägerig = 1
Integration = 1

	Delta-method		t	P> t	[90% conf. interval]	
_at	Margin	std. err.				
1	3.859577	.0877697	43.97	0.000	3.71453	4.004624
2	3.929532	.1134511	34.64	0.000	3.742044	4.117019
3	4.288579	.1166639	36.76	0.000	4.095782	4.481376
4	3.627424	.1502056	24.15	0.000	3.379196	3.875651

```
129 . marginsplot
```

Variables that uniquely identify margins: **Bettlägerig Integration**

```
130 . graph save marginsplot, replace
file marginsplot.gph saved
```

```

131 . graph export marginsplot2.png, replace
      file /Users/Katze/Desktop/Datensaetze/marginsplot2.png saved as PNG format

132 . ** graph save
133 . ** graph export
134 .
135 . ** Interaktionseffekt zwischen Bettlägerigkeit und sozialer Integration vorhanden!
136 .
137 . esttab m1 m2, star(# 0.1 * 0.05 ** 0.01 *** 0.005) se stats(r2 N)

```

	(1) vig	(2) vig
1.PKV1000	0 (.)	0 (.)
2.PKV1000	0.231# (0.118)	0.239* (0.121)
3.PKV1000	0.531*** (0.123)	0.542*** (0.124)
1.PKV1100	0 (.)	0 (.)
2.PKV1100	-0.0388 (0.109)	-0.0247 (0.110)
1.PKV1200	0 (.)	0 (.)
2.PKV1200	-0.118 (0.109)	-0.112 (0.108)
1.PKV1300	-0.316** (0.121)	
2.PKV1300	-0.290* (0.131)	
3.PKV1300	0 (.)	
1.PKV1400	0.0530 (0.122)	
2.PKV1400	-0.133 (0.134)	
3.PKV1400	0 (.)	
1.PKV1500	-0.193 (0.125)	-0.205 (0.125)
2.PKV1500	-0.151 (0.143)	-0.164 (0.145)
3.PKV1500	0 (.)	0 (.)
1.PKV1600	0 (.)	0 (.)
2.PKV1600	0.179* (0.0883)	0.179* (0.0892)
1.PKV1700	0 (.)	0 (.)
2.PKV1700	-0.0430 (0.101)	-0.0426 (0.101)
1.PKV1800	0.456*** (0.122)	0.449*** (0.121)
2.PKV1800	0 (.)	0 (.)
3.PKV1800	0.337** (0.120)	0.346*** (0.119)
männlich	-0.0450 (0.158)	-0.0403 (0.158)
heimerf	-0.167 (0.139)	-0.169 (0.140)
heimar	-0.00225 (0.142)	0.00265 (0.143)
Studis	-0.306* (0.139)	-0.312* (0.140)

Highcost	-0.0153 (0.127)	-0.00543 (0.126)
1.reihenfo-e	0 (.)	0 (.)
2.reihenfo-e	-0.284 (0.202)	-0.296 (0.200)
3.reihenfo-e	0.186 (0.196)	0.166 (0.196)
4.reihenfo-e	0.0199 (0.191)	0.0153 (0.190)
5.reihenfo-e	0.305 (0.200)	0.319 (0.199)
6.reihenfo-e	0.0699 (0.190)	0.0536 (0.188)
7.reihenfo-e	0.215 (0.181)	0.222 (0.181)
0.Demenz		0 (.)
1.Demenz		-0.0675 (0.143)
0.Integrat-n		0 (.)
1.Integrat-n		-0.280* (0.128)
0.Demenz#0-n		0 (.)
0.Demenz#1-n		0 (.)
1.Demenz#0-n		0 (.)
1.Demenz#1-n		0.300 (0.235)
_cons	4.084*** (0.313)	3.928*** (0.295)
r2	0.0489	0.0451
N	1392	1392

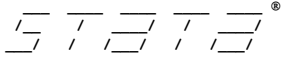
Standard errors in parentheses

p<0.1, * p<0.05, ** p<0.01, *** p<0.005

```
138 . esttab m1 m2 using table6.rtf, replace star(# 0.1 * 0.05 ** 0.01 *** 0.005) se stats(r2 N)
(output written to table6.rtf)
```

```
139 .
end of do-file
```

```
140 .
```



17.0
SE—Standard Edition

Statistics and Data Science

Copyright 1985–2021 StataCorp LLC
StataCorp
4905 Lakeway Drive
College Station, Texas 77845 USA
800-STATA-PC <https://www.stata.com>
979-696-4600 stata@stata.com

Stata license: Unlimited-user network, expiring 29 Oct 2022
Serial number: 401709314837
Licensed to: Katharina Weinmann

Notes:

1. Unicode is supported; see [help unicode advice](#).
2. Maximum number of variables is set to 5,000; see [help set_maxvar](#).
3. New update available; type `-update all-`

```

1 . do "/var/folders/rj/7dvw5ky54z1b0lk5njz3_0x80000gn/T//SD26456.000000"
2 .
3 . clear all
4 . macro drop _all
5 . version 17
6 . set more off
7 .
8 . *** ## 1 Datenset laden
9 .
10 . cd "/Users/Katze/Desktop/Datensaetze"
    /Users/Katze/Desktop/Datensaetze
11 . use datacomplete.dta, clear
12 .
    end of do-file
13 . do "/var/folders/rj/7dvw5ky54z1b0lk5njz3_0x80000gn/T//SD26456.000000"
14 .
15 . ** Mögliche grafische Darstellungen von Variablen mittels Histogramm
16 .
17 . ** Alter
18 .
19 . hist alter, discrete
    (start=-99, width=1)
20 .
21 . ** damit fehlende Werte nicht erscheinen:
22 .
23 . mvdecode alter, mv(-66,-77,-99,0)
    alter: 101 missing values generated
24 . hist alter
    (bin=31, start=18, width=1.6774194)
25 .
26 . mvdecode alter, mv(-66,-77,-99,0)
27 . hist alter, discrete
    (start=18, width=1)
28 .
29 . ** Vignettenurteile (im Gruppen-Vergleich)
30 .
31 . hist vig, discrete
    (start=1, width=1)
32 . ** graph save
33 . ** graph export
34 .
35 . hist vig, freq discrete
    (start=1, width=1)
36 .
37 . hist vig, by(U50)
38 . hist vig, by(männlich)
39 . hist vig, by(Studis)
40 .
41 . ** geschätzte Werte (der wahrscheinlich-unwahrscheinlich Skala) für bestimmte Personen (z.B. 90 Jahre, bettlägerig) → zwei Szenarien (einmal sehr vorteil
    > hafte Bedingungen, einmal sehr unvorteilhafte Bedingungen) → durchschnittliche Heimeinzugsempfehlung (siehe ca. bei lh des Videos)
42 .
43 . ** Negativ-Beispiel: Die 90 jährige Frau x ist alleinstehend und fühlt sich einsam. Sie ist stark dement, ist bettlägerig und auf fremde Hilfe angewiesen
    > . Sie hat auch keine weiteren Familienmitglieder, welche die Pflege zu Hause übernehmen könnten. Es gibt auch keine Unterstützung durch einen ambulanten
    > Pflegedienst. Zur Deckung der Kosten einer möglichen Heimunterbringung müsste Frau x Sozialhilfe beantragen.
44 .

```



```
45 .
46 . reg vig ib3.PKV1000 i.PKV1100 i.PKV1200 ib3.PKV1300 ib3.PKV1400 ib3.PKV1500 i.PKV1600 i.PKV1700 ib2.PKV1800 männlich heimerf heimar Studis Highcost i.rei
> henfolge, cluster (lfdn)
```

```
Linear regression                Number of obs   =    1,392
                                F(25, 198)      =     3.14
                                Prob > F             =    0.0000
                                R-squared            =    0.0489
                                Root MSE         =    1.928
```

(Std. err. adjusted for 199 clusters in lfdn)

vig	Coefficient	Robust std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
PKV1000						
1	-.530861	.1231286	-4.31	0.000	-.7736727	-.2880494
2	-.2995262	.1364051	-2.20	0.029	-.5685194	-.0305331
2.PKV1100						
2.PKV1200	-.0387703	.1091177	-0.36	0.723	-.2539523	.1764117
2.PKV1200	-.1177736	.1088481	-1.08	0.281	-.3324239	.0968768
PKV1300						
1	-.3164941	.1211702	-2.61	0.010	-.5554438	-.0775443
2	-.2899744	.1314064	-2.21	0.028	-.5491101	-.0308386
PKV1400						
1	.0530198	.1218794	0.44	0.664	-.1873285	.2933681
2	-.1328572	.1342974	-0.99	0.324	-.397694	.1319797
PKV1500						
1	-.1931765	.1247193	-1.55	0.123	-.4391251	.0527721
2	-.1511527	.1425737	-1.06	0.290	-.4323105	.1300051
2.PKV1600						
2.PKV1700	.1792849	.0883176	2.03	0.044	.0051211	.3534486
2.PKV1700	-.0430085	.1006705	-0.43	0.670	-.2415326	.1555155
PKV1800						
1	.4564363	.1216177	3.75	0.000	.216604	.6962686
3	.3370651	.1195632	2.82	0.005	.1012844	.5728459
männlich						
heimerf	-.0450174	.1576961	-0.29	0.776	-.3559969	.2659622
heimerf	-.1672696	.1391919	-1.20	0.231	-.4417585	.1072192
heimerf	-.0022503	.1417993	-0.02	0.987	-.281881	.2773804
Studis	-.3058862	.1392925	-2.20	0.029	-.5805735	-.0311989
Highcost	-.0152824	.1270584	-0.12	0.904	-.2658437	.235279
reihenfolge						
2	-.2840382	.2022102	-1.40	0.162	-.6828003	.1147239
3	.1864776	.1959125	0.95	0.342	-.1998652	.5728204
4	.0198601	.1906048	0.10	0.917	-.3560158	.3957361
5	.30485	.2000042	1.52	0.129	-.0895617	.6992618
6	.0699224	.1904768	0.37	0.714	-.3057011	.445546
7	.2150446	.1807114	1.19	0.235	-.1413214	.5714106
_cons	4.615351	.3009707	15.33	0.000	4.021832	5.208871

```
47 . display _b[_cons] + _b[3.PKV1000] + _b[2.PKV1100] + _b[1.PKV1200] + _b[3.PKV1300] + _b[3.PKV1400] + _b[3.PKV1500] + _b[1.PKV1600] + _b[1.PKV1700] + _b[3.
> PKV1800]
4.9136464
```

```
48 .
49 .
50 . ** Positiv-Beispiel: Die 60 jährige Frau y wohnt mit ihrem Partner zusammen. Sie fühlt sich sozial gut in ihr Wohnumfeld eingebunden. Sie hat keine kogni
> tiven Beeinträchtigungen und kann sich zu Hause ohne Hilfsmittel fortbewegen. Sie hat weiter Familienmitglieder, welche die Pflege zu Hause übernehmen kö
> nnten. Zusätzliche Unterstützung durch einen ambulanten Pflegedienst ist ebenfalls möglich. Zur Deckung der Kosten einer möglichen Heimunterbringung müss
> te Frau y eigene finanzielle Mittel verwenden.
51 .
52 . reg vig ib3.PKV1000 i.PKV1100 i.PKV1200 ib3.PKV1300 ib3.PKV1400 ib3.PKV1500 i.PKV1600 i.PKV1700 ib2.PKV1800 männlich heimerf heimar Studis Highcost i.rei
> henfolge, cluster (lfdn)
```

```
Linear regression                Number of obs   =    1,392
                                F(25, 198)      =     3.14
                                Prob > F             =    0.0000
                                R-squared            =    0.0489
                                Root MSE         =    1.928
```

(Std. err. adjusted for 199 clusters in lfdn)

vig	Coefficient	Robust std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
PKV1000						
1	-.530861	.1231286	-4.31	0.000	-.7736727	-.2880494
2	-.2995262	.1364051	-2.20	0.029	-.5685194	-.0305331
2.PKV1100						
2.PKV1200	-.0387703	.1091177	-0.36	0.723	-.2539523	.1764117
2.PKV1200	-.1177736	.1088481	-1.08	0.281	-.3324239	.0968768
PKV1300						
1	-.3164941	.1211702	-2.61	0.010	-.5554438	-.0775443
2	-.2899744	.1314064	-2.21	0.028	-.5491101	-.0308386
PKV1400						
1	.0530198	.1218794	0.44	0.664	-.1873285	.2933681

2	-.1328572	.1342974	-0.99	0.324	-.397694	.1319797
PKV1500						
1	-.1931765	.1247193	-1.55	0.123	-.4391251	.0527721
2	-.1511527	.1425737	-1.06	0.290	-.4323105	.1300051
2.PKV1600	.1792849	.0883176	2.03	0.044	.0051211	.3534486
2.PKV1700	-.0430085	.1006705	-0.43	0.670	-.2415326	.1555155
PKV1800						
1	.4564363	.1216177	3.75	0.000	.216604	.6962686
3	.3370651	.1195632	2.82	0.005	.1012844	.5728459
männlich	-.0450174	.1576961	-0.29	0.776	-.3559969	.2659622
heimerf	-.1672696	.1391919	-1.20	0.231	-.4417585	.1072192
heimar	-.0022503	.1417993	-0.02	0.987	-.281881	.2773804
Studis	-.3058862	.1392925	-2.20	0.029	-.5805735	-.0311989
Highcost	-.0152824	.1270584	-0.12	0.904	-.2658437	.235279
reihenfolge						
2	-.2840382	.2022102	-1.40	0.162	-.6828003	.1147239
3	.1864776	.1959125	0.95	0.342	-.1998652	.5728204
4	.0198601	.1906048	0.10	0.917	-.3560158	.3957361
5	.30485	.2000042	1.52	0.129	-.0895617	.6992618
6	.0699224	.1904768	0.37	0.714	-.3057011	.445546
7	.2150446	.1807114	1.19	0.235	-.1413214	.5714106
_cons	4.615351	.3009707	15.33	0.000	4.021832	5.208871

```
53 . display _b[_cons] + _b[1.PKV1000] + _b[2.PKV1100] + _b[2.PKV1200] + _b[1.PKV1300] + _b[1.PKV1400] + _b[1.PKV1500] + _b[2.PKV1600] + _b[2.PKV1700] + _b[1.
> PKV1800]
4.0640085
```

```
54 .
55 . ** logistische Regression zur Überprüfung der Robustheit der Ergebnisse (1-3 = 0, 5-7 = 1)
56 .
57 . tab vig
```

Bewertung	Freq.	Percent	Cum.
1	200	13.68	13.68
2	242	16.55	30.23
3	219	14.98	45.21
4	151	10.33	55.54
5	248	16.96	72.50
6	249	17.03	89.53
7	153	10.47	100.00
Total	1,462	100.00	

```
58 .
59 . gen unwahrscheinlich=1 if vig==1
(1,365 missing values generated)
60 . replace unwahrscheinlich=1 if vig==2
(242 real changes made)
61 . replace unwahrscheinlich=1 if vig==3
(219 real changes made)
62 . replace unwahrscheinlich=0 if vig==5
(248 real changes made)
63 . replace unwahrscheinlich=0 if vig==6
(249 real changes made)
64 . replace unwahrscheinlich=0 if vig==7
(153 real changes made)
65 . replace unwahrscheinlich=. if vig==4
(0 real changes made)
66 . replace unwahrscheinlich=. if vig==66
(0 real changes made)
67 . replace unwahrscheinlich=. if vig==77
(0 real changes made)
68 . replace unwahrscheinlich=. if vig==99
(0 real changes made)
69 .
70 . gen wahrscheinlich=1 if vig==5
(1,317 missing values generated)
71 . replace wahrscheinlich=1 if vig==6
(249 real changes made)
72 . replace wahrscheinlich=1 if vig==7
(153 real changes made)
73 . replace wahrscheinlich=0 if vig==1
(200 real changes made)
74 . replace wahrscheinlich=0 if vig==2
```

```
(242 real changes made)
75 . replace wahrscheinlich=0 if vig==3
    (219 real changes made)
76 . replace wahrscheinlich=. if vig==4
    (0 real changes made)
77 . replace wahrscheinlich=. if vig==-66
    (0 real changes made)
78 . replace wahrscheinlich=. if vig==-77
    (0 real changes made)
79 . replace wahrscheinlich=. if vig==-99
    (0 real changes made)
80 .
81 . tabstat wahrscheinlich unwahrscheinlich, statistics(mean sd min max N) columns(statistics) casewise
```

Variable	Mean	SD	Min	Max	N
wahrscheinlich	.4958047	.5001732	0	1	1311
unwahrscheinlich	.5041953	.5001732	0	1	1311

```
82 . tabstat wahrscheinlich unwahrscheinlich, statistics(mean sd min max N) columns(statistics)
```

Variable	Mean	SD	Min	Max	N
wahrscheinlich	.4958047	.5001732	0	1	1311
unwahrscheinlich	.5041953	.5001732	0	1	1311

```
83 .
84 . ** Darstellung der odds-Ratios:
85 .
86 . logistic wahrscheinlich ib3.PKV1000 i.PKV1100 i.PKV1200 ib3.PKV1300 ib3.PKV1400 ib3.PKV1500 i.PKV1600 i.PKV1700 ib2.PKV1800 männlich heimerf heimar Studi
    > s Highcost i.reihenfolge
```

```
Logistic regression                                Number of obs = 1,254
                                                    LR chi2(25) = 61.68
                                                    Prob > chi2 = 0.0001
Log likelihood = -838.35212                        Pseudo R2 = 0.0355
```

wahrscheinlich	Odds ratio	Std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]
PKV1000					
1	.6021817	.086462	-3.53	0.000	.454476 .7978921
2	.7743769	.1106955	-1.79	0.074	.5851605 1.024778
2.PKV1100	1.031331	.1206222	0.26	0.792	.8200562 1.297039
2.PKV1200	.8714251	.1015554	-1.18	0.238	.6934762 1.095036
PKV1300					
1	.7093004	.1018261	-2.39	0.017	.5353441 .9397826
2	.7509731	.1075251	-2.00	0.045	.567216 .9942608
PKV1400					
1	1.117402	.1596419	0.78	0.437	.8444989 1.478494
2	.9431151	.1344539	-0.41	0.681	.7132049 1.247139
PKV1500					
1	.8194961	.1178335	-1.38	0.166	.6182364 1.086274
2	.9689851	.1383719	-0.22	0.825	.7324277 1.281945
2.PKV1600	1.141046	.1329837	1.13	0.258	.9080286 1.43386
2.PKV1700	.8792129	.1025742	-1.10	0.270	.6995002 1.105097
PKV1800					
1	1.73687	.2498211	3.84	0.000	1.310193 2.302497
3	1.33679	.1907748	2.03	0.042	1.010619 1.768231
männlich	.924214	.1261825	-0.58	0.564	.7072263 1.207777
heimerf	.7783159	.1095554	-1.78	0.075	.5906648 1.025583
heimar	.8838192	.127809	-0.85	0.393	.6656888 1.173426
Studis	.7788917	.1073325	-1.81	0.070	.5945388 1.020408
Highcost	.9166168	.1077252	-0.74	0.459	.728032 1.154051
reihenfolge					
2	.7305893	.160337	-1.43	0.153	.4751891 1.12326
3	1.155551	.2499207	0.67	0.504	.7562975 1.765573
4	1.152773	.2515737	0.65	0.515	.7515934 1.76809
5	1.311979	.2835526	1.26	0.209	.8589345 2.00398
6	1.238963	.2667869	1.00	0.320	.8123968 1.889506
7	1.318289	.2879298	1.27	0.206	.8592073 2.02266
_cons	2.081228	.6828646	2.23	0.025	1.094044 3.959174

Note: _cons estimates baseline odds.

```
87 .
88 . ** Darstellung der Logit-Koeffizienten:
89 .
90 . logit wahrscheinlich ib3.PKV1000 i.PKV1100 i.PKV1200 ib3.PKV1300 ib3.PKV1400 ib3.PKV1500 i.PKV1600 i.PKV1700 ib2.PKV1800 männlich heimerf heimar Studis H
```

> ighcost i.reihenfolge

Iteration 0: log likelihood = -869.19221
 Iteration 1: log likelihood = -838.4145
 Iteration 2: log likelihood = -838.35212
 Iteration 3: log likelihood = -838.35212

Logistic regression Number of obs = 1,254
 LR chi2(25) = 61.68
 Prob > chi2 = 0.0001
 Pseudo R2 = 0.0355
 Log likelihood = -838.35212

wahrscheinlich	Coefficient	Std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
PKV1000						
1	-.5071961	.1435813	-3.53	0.000	-.7886103	-.2257819
2	-.2556965	.1429478	-1.79	0.074	-.5358691	.0244761
2.PKV1100						
2.PKV1200	.0308506	.1169578	0.26	0.792	-.1983824	.2600836
PKV1300						
1	-.3434761	.1435585	-2.39	0.017	-.6248455	-.0621067
2	-.2863854	.143181	-2.00	0.045	-.5670151	-.0057558
PKV1400						
1	.1110059	.1428688	0.78	0.437	-.1690119	.3910237
2	-.058567	.1425636	-0.41	0.681	-.3379865	.2208525
PKV1500						
1	-.1990656	.1437877	-1.38	0.166	-.4808843	.0827531
2	-.031506	.1428009	-0.22	0.825	-.3113906	.2483785
2.PKV1600						
2.PKV1700	.1319455	.1165454	1.13	0.258	-.0964794	.3603704
PKV1800						
1	.5520845	.1438341	3.84	0.000	.2701748	.8339941
3	.2902712	.1427111	2.03	0.042	.0105626	.5699799
männlich						
heimerf	-.0788116	.1365295	-0.58	0.564	-.3464045	.1887813
heimar	-.2506228	.1407596	-1.78	0.075	-.5265066	.025261
Studis	-.1235028	.1446099	-0.85	0.393	-.406933	.1599274
Highcost	-.2498833	.1378015	-1.81	0.070	-.5199693	.0202028
reihenfolge						
2	-.3139038	.2194626	-1.43	0.153	-.7440425	.116235
3	.1445774	.2162784	0.67	0.504	-.2793204	.5684752
4	.1421702	.2182336	0.65	0.515	-.2855598	.5699001
5	.2715364	.2161259	1.26	0.209	-.1520626	.6951354
6	.2142744	.2153309	1.00	0.320	-.2077664	.6363152
7	.2763343	.2184118	1.27	0.206	-.151745	.7044137
_cons	.7329583	.3281065	2.23	0.025	.0898814	1.376035

```

91 .
92 . ****Regressionsdiagnostik
93 .
94 . ***BLUE-Annahmen
95 .
96 . **Linearität: Es ist keine metrische unabhängige Variable vorhanden, daher muss diese Annahme nicht überprüft werden.
97 .
98 . **Interpretation: Ich Linien weichen nur leicht voneinander ab. Dennoch ist es schwer zu beurteilen, weil leichte Abweichung normal sind, aber der Grad
> sich sehr schwer feststellen lässt.
99 .
100 . **Korrekte Modellspezifikation: Das Regressionsmodell ist nicht fehlspezifiziert. Einzelne Ausreißer beeinflussen das Regressionsergebnis nicht sehr star
> k. Dazu werden dfbetas berechnet, welche auf grafisch dargestellt werden können:
101 .
102 . * Rechnerisch
103 .
104 . reg vig ib3.PKV1000 i.PKV1100 i.PKV1200 ib3.PKV1300 ib3.PKV1400 ib3.PKV1500 i.PKV1600 i.PKV1700 ib2.PKV1800 männlich heimerf heimar Studis Highcost i.rei
> henfolge

```

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	1,392
Model	261.193926	25	10.4477571	F(25, 1366)	=	2.81
Residual	5077.73711	1,366	3.71723068	Prob > F	=	0.0000
Total	5338.93103	1,391	3.83819629	R-squared	=	0.0489
				Adj R-squared	=	0.0315
				Root MSE	=	1.928

vig	Coefficient	Std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
PKV1000						
1	-.530861	.1273866	-4.17	0.000	-.7807556	-.2809665
2	-.2995262	.1270689	-2.36	0.019	-.5487976	-.0502548
2.PKV1100						
2.PKV1200	-.0387703	.1043177	-0.37	0.710	-.2434105	.1658699
PKV1300						
1	-.3164941	.1269121	-2.49	0.013	-.5654578	-.0675303
2	-.2899744	.127892	-2.27	0.024	-.5408603	-.0390884

F(25, 198) = 3.14
 Prob > F = 0.0000
 R-squared = 0.0489
 Root MSE = 1.928

(Std. err. adjusted for 199 clusters in lfdn)

vig	Coefficient	Robust std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
PKV1000						
1	-.530861	.1231286	-4.31	0.000	-.7736727	-.2880494
2	-.2995262	.1364051	-2.20	0.029	-.5685194	-.0305331
2.PKV1100						
2.PKV1200						
PKV1300						
1	-.3164941	.1211702	-2.61	0.010	-.5554438	-.0775443
2	-.2899744	.1314064	-2.21	0.028	-.5491101	-.0308386
PKV1400						
1	.0530198	.1218794	0.44	0.664	-.1873285	.2933681
2	-.1328572	.1342974	-0.99	0.324	-.397694	.1319797
PKV1500						
1	-.1931765	.1247193	-1.55	0.123	-.4391251	.0527721
2	-.1511527	.1425737	-1.06	0.290	-.4323105	.1300051
2.PKV1600						
2.PKV1700						
PKV1800						
1	.4564363	.1216177	3.75	0.000	.216604	.6962686
3	.3370651	.1195632	2.82	0.005	.1012844	.5728459
männlich						
heimerf						
heimer						
Studis						
Highcost						
reihenfolge						
2	-.2840382	.2022102	-1.40	0.162	-.6828003	.1147239
3	.1864776	.1959125	0.95	0.342	-.1998652	.5728204
4	.0198601	.1906048	0.10	0.917	-.3560158	.3957361
5	.30485	.2000042	1.52	0.129	-.0895617	.6992618
6	.0699224	.1904768	0.37	0.714	-.3057011	.445546
7	.2150446	.1807114	1.19	0.235	-.1413214	.5714106
_cons						
	4.615351	.3009707	15.33	0.000	4.021832	5.208871

110 . rvfplot, yline(0)

111 .
 112 * Interpretation: Die Datenpunkte ordnen sich parallel voneinander an. Doch um genauer sagen zu können, ob Homoskedastizität vorliegt, wird ein Breusch-P
 > agan-Test durchgeführt mit der Nullhypothese, das die Varianz der Residuen homogen ist sprich keine Homoskedastizität vorliegt.
 113 .
 114 ** Breusch-Pagan-Test
 115 .
 116 . reg vig ib3.PKV1000 i.PKV1100 i.PKV1200 ib3.PKV1300 ib3.PKV1400 ib3.PKV1500 i.PKV1600 i.PKV1700 ib2.PKV1800 männlich heimerf heimar Studis Highcost i.rei
 > henfolge

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	1,392
Model	261.193926	25	10.4477571	F(25, 1366)	=	2.81
Residual	5077.73711	1,366	3.71723068	Prob > F	=	0.0000
Total	5338.93103	1,391	3.83819629	R-squared	=	0.0489
				Adj R-squared	=	0.0315
				Root MSE	=	1.928

vig	Coefficient	Std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
PKV1000						
1	-.530861	.1273866	-4.17	0.000	-.7807556	-.2809665
2	-.2995262	.1270689	-2.36	0.019	-.5487976	-.0502548
2.PKV1100						
2.PKV1200						
PKV1300						
1	-.3164941	.1269121	-2.49	0.013	-.5654578	-.0675303
2	-.2899744	.127892	-2.27	0.024	-.5408603	-.0390884
PKV1400						
1	.0530198	.1266744	0.42	0.676	-.1954777	.3015173
2	-.1328572	.1271292	-1.05	0.296	-.3822468	.1165325
PKV1500						
1	-.1931765	.12749	-1.52	0.130	-.4432738	.0569209
2	-.1511527	.1276577	-1.18	0.237	-.401579	.0992737
2.PKV1600						
2.PKV1700						
	.1792849	.1039775	1.72	0.085	-.024688	.3832577
	-.0430085	.1039783	-0.41	0.679	-.2469829	.1609659

vig	Coefficient	Robust std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
PKV1000						
1	-.5435917	.1239791	-4.38	0.000	-.788096	-.2990874
2	-.3160033	.13685	-2.31	0.022	-.5858908	-.0461158
2.PKV1100						
2.PKV1200	-.0425564	.1102664	-0.39	0.700	-.2600173	.1749044
2.PKV1200	-.1232769	.1100452	-1.12	0.264	-.3403016	.0937478
PKV1300						
1	-.2888805	.1201411	-2.40	0.017	-.5258158	-.0519452
2	-.2613668	.1300182	-2.01	0.046	-.5177811	-.0049525
PKV1400						
1	.0600506	.1230762	0.49	0.626	-.1826732	.3027743
2	-.126403	.1353273	-0.93	0.351	-.3932876	.1404815
PKV1500						
1	-.1650833	.1240456	-1.33	0.185	-.4097187	.0795522
2	-.1195458	.1423328	-0.84	0.402	-.4002462	.1611546
2.PKV1600						
2.PKV1700	.1808848	.0887989	2.04	0.043	.0057609	.3560088
2.PKV1700	-.0211466	.0996627	-0.21	0.832	-.2176956	.1754024
PKV1800						
1	.4471721	.1226548	3.65	0.000	.2052796	.6890647
3	.3230023	.1206058	2.68	0.008	.0851506	.560854
U50						
männlich	.0573095	.3514909	0.16	0.871	-.6358802	.7504993
heimf	-.068149	.1580369	-0.43	0.667	-.3798201	.2435221
heimf	-.1579393	.1406007	-1.12	0.263	-.4352236	.1193451
heimar	.0184427	.1395602	0.13	0.895	-.2567897	.2936751
Studis	-.3460375	.148325	-2.33	0.021	-.6385553	-.0535196
Highcost	-.036277	.1294365	-0.28	0.780	-.291544	.21899
reihenfolge						
2	-.2930799	.2041355	-1.44	0.153	-.695664	.1095042
3	.1432697	.1957403	0.73	0.465	-.2427577	.5292971
4	.0176848	.1922419	0.09	0.927	-.3614434	.3968129
5	.2981906	.2014547	1.48	0.140	-.0991065	.6954877
6	.0714683	.1921854	0.37	0.710	-.3075484	.450485
7	.1927029	.181303	1.06	0.289	-.1648523	.5502581
_cons	4.573287	.3903822	11.71	0.000	3.803398	5.343176

132 . vif

Variable	VIF	1/VIF
PKV1000		
1	1.35	0.741442
2	1.34	0.743530
2.PKV1100		
2.PKV1200	1.02	0.979625
2.PKV1200	1.01	0.990458
PKV1300		
1	1.35	0.739914
2	1.36	0.735164
PKV1400		
1	1.32	0.755273
2	1.34	0.748717
PKV1500		
1	1.36	0.736793
2	1.37	0.732547
2.PKV1600		
2.PKV1700	1.01	0.988150
2.PKV1700	1.01	0.988520
PKV1800		
1	1.37	0.731975
3	1.37	0.731426
U50		
männlich	1.23	0.813612
heimf	1.04	0.958769
heimf	1.05	0.953727
heimar	1.03	0.972230
Studis	1.22	0.822372
Highcost	1.05	0.952775
reihenfolge		
2	1.74	0.573417
3	1.75	0.572583
4	1.75	0.572894
5	1.73	0.576842
6	1.74	0.574520
7	1.74	0.573727
Mean VIF	1.33	

133 .
134 . * Interpretation: Die VIF-Werte liegen allesamt weit unter 10. Damit ist keine Multikollinearität vorhanden.
135 .
136 . *** Normalverteilung der Residuen: Die Fehlerterme folgen einer Normalverteilung. Dazu werden zunächst die Residuen gespeichert und dann werden sie in eine
> m Kerndichterschätzer dargestellt und zusätzlich mit einer Normalverteilung. Das kann auch rechnerisch mit dem Kolmogorov-Smirnov-Test getestet werden,
> ob eine Normalverteilung der Residuen vorhanden ist.
137 .
138 . ** Speichern der Residuen
139 . reg vig ib3.PKV1000 i.PKV1100 i.PKV1200 ib3.PKV1300 ib3.PKV1400 ib3.PKV1500 i.PKV1600 i.PKV1700 ib2.PKV1800 männlich heimerf heimar Studis Highcost i.rei
> henfolge, cluster (lfdn)


```

Linear regression      Number of obs   =    1,392
                      F(25, 198)         =    3.14
                      Prob > F          =    0.0000
                      R-squared         =    0.0489
                      Root MSE        =    1.928
    
```

(Std. err. adjusted for 199 clusters in lfdn)

vig	Coefficient	Robust std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
PKV1000						
1	-.530861	.1231286	-4.31	0.000	-.7736727	-.2880494
2	-.2995262	.1364051	-2.20	0.029	-.5685194	-.0305331
2.PKV1100	-.0387703	.1091177	-0.36	0.723	-.2539523	.1764117
2.PKV1200	-.1177736	.1088481	-1.08	0.281	-.3324239	.0968768
PKV1300						
1	-.3164941	.1211702	-2.61	0.010	-.5554438	-.0775443
2	-.2899744	.1314064	-2.21	0.028	-.5491101	-.0308386
PKV1400						
1	.0530198	.1218794	0.44	0.664	-.1873285	.2933681
2	-.1328572	.1342974	-0.99	0.324	-.397694	.1319797
PKV1500						
1	-.1931765	.1247193	-1.55	0.123	-.4391251	.0527721
2	-.1511527	.1425737	-1.06	0.290	-.4323105	.1300051
2.PKV1600	.1792849	.0883176	2.03	0.044	.0051211	.3534486
2.PKV1700	-.0430085	.1006705	-0.43	0.670	-.2415326	.1555155
PKV1800						
1	.4564363	.1216177	3.75	0.000	.216604	.6962686
3	.3370651	.1195632	2.82	0.005	.1012844	.5728459
männlich	-.0450174	.1576961	-0.29	0.776	-.3559969	.2659622
heimerf	-.1672696	.1391919	-1.20	0.231	-.4417585	.1072192
heimar	-.0022503	.1417993	-0.02	0.987	-.281881	.2773804
Studis	-.3058862	.1392925	-2.20	0.029	-.5805735	-.0311989
Highcost	-.0152824	.1270584	-0.12	0.904	-.2658437	.235279
reihenfolge						
2	-.2840382	.2022102	-1.40	0.162	-.6828003	.1147239
3	.1864776	.1959125	0.95	0.342	-.1998652	.5728204
4	.0198601	.1906048	0.10	0.917	-.3560158	.3957361
5	.30485	.2000042	1.52	0.129	-.0895617	.6992618
6	.0699224	.1904768	0.37	0.714	-.3057011	.445546
7	.2150446	.1807114	1.19	0.235	-.1413214	.5714106
_cons	4.615351	.3009707	15.33	0.000	4.021832	5.208871

```

140 . predict r, resid
      (173 missing values generated)

141 .
142 . ** Kerndichterschätzer und Normalverteilung
143 .
144 . kdensity r, normal

145 .
146 . * Interpretation: Der Kerndichterschätzer zeigt eine deutliche Abweichung von einer Normalverteilung. Die Normalverteilung ist wesentlich spitzer als der
      > Kerndichterschätzer.
147 .
148 . ** Berechnung des Kolmogorov-Smirnov-Test (Nullhypothese: Es liegt keine Normalverteilung der Residuen vor)
149 .
150 . sum r, det
    
```

Residuals

Percentiles	Smallest		
1%	-3.38265	-4.005944	
5%	-2.954369	-3.986507	
10%	-2.55145	-3.933825	Obs 1,392
25%	-1.674068	-3.885385	Sum of wgt. 1,392
50%	-.0088569		Mean 1.52e-09
		Largest	Std. dev. 1.910608
75%	1.630521	3.752756	
90%	2.539289	3.775393	Variance 3.650422
95%	2.956297	4.065617	Skewness -.0129364
99%	3.44297	4.094138	Kurtosis 1.826352

```

151 . egen r_mu = mean(r)
152 . egen r_s = sd(r)
153 . ksmirnov r=normprob((r-r_mu)/r_s)

One-sample Kolmogorov-Smirnov test against theoretical distribution
normprob((r-r_mu)/r_s)

Smaller group      D      p-value
    
```

r	0.0676	0.000
Cumulative	-0.0735	0.000
Combined K-S	0.0735	0.000

Note: Ties exist in dataset;
there are 1366 unique values out of 1392 observations.

```

154 .
155 . * Interpretation: der P-wert ist kleiner als 0,0005 und somit sind die Residuen nicht normal verteilt. Allerdings ist dieser Test sehr sensitiv.
156 .
157 . *** Autokorrelation: Residuen sind unabhängig voneinander zustandegekommen. Wird bereits im Rahmen des Mehrebenenmodells berücksichtigt.
158 .
159 . ** Befehl zur Darstellung der Häufigkeit von (gleichen) Vignettenurteilen
160 .
161 . bys lfdn: gen tag=1 if vig==vig[_n-1]
      (1,241 missing values generated)

162 .
163 . ** Darstellung dieser:
164 .
165 . bro lfdn vig tag

166 .
167 . ** Auszählung wie oft eine Doppelung von einem Vignettenurteil vorkommt
168 .
169 . bys lfdn: egen sumtag =sum(tag)

170 .
171 . tab sumtag

```

sumtag	Freq.	Percent	Cum.
0	503	32.14	32.14
1	663	42.36	74.50
2	259	16.55	91.05
3	98	6.26	97.32
4	35	2.24	99.55
5	7	0.45	100.00
Total	1,565	100.00	

```

172 .
173 . ** Personen, die 7x die gleiche Antwort gegeben haben, wurden aus dem Datensatz entfernt (siehe Aufbereitungs-Do-File)
174 .
175 .
      end of do-file

176 .

```