

Zeitliche Verlaufsmuster krankheitsbedingter Absenzen im Vorfeld von Langzeitabsenzen: Eine Trajektorienanalyse in einem Schweizer Logistikunternehmen

MASTER-THESIS

Eingereicht per: 06/2026

Autorin

Valérie Hostettler

Betreuungsperson

Prof. Dr. Andreas Krause

Praxispartnerin

Migros Verteilbetrieb AG

Katja Schwendemann

Zeichenzahl: 186'159

Zusammenfassung

Krankheitsbedingte Absenzen verursachen erhebliche individuelle und wirtschaftliche Belastungen. Die bisherige Forschung zu krankheitsbedingten Absenzverläufen konzentriert sich jedoch überwiegend auf öffentliche Sektoren, spezifische Berufsgruppen und skandinavische Registerdaten. Erkenntnisse zur gemeinsamen Entwicklung von Absenzdauer und Absenzhäufigkeit im Vorfeld von Langzeitabsenzen sind insbesondere im Schweizer privatwirtschaftlichen Kontext bislang begrenzt. Die vorliegende Arbeit untersucht daher, welche Verlaufsmuster krankheitsbedingter Absenzen im Jahr vor einer Langzeitabsenz auftreten und inwiefern sich diese nach Geschlecht, Tätigkeitsgruppe und Alter unterscheiden. Grundlage der Untersuchung bildeten Routinedaten eines Schweizer Logistikunternehmens, die über einen längeren Zeitraum erhoben wurden. Analysiert wurden die krankheitsbedingten Absenzen von 307 Mitarbeitenden mit mindestens einer Langzeitabsenz (≥ 30 Kalendertage) im Beobachtungszeitraum von Januar 2023 bis Dezember 2025. Zur Identifikation unterschiedlicher Verlaufsmuster wurden Group-Based Trajectory Models (GBTM) sowie Group-Based Dual Trajectory Models (GBDTM) berechnet. Die Ergebnisse zeigten heterogene Absenzverläufe im Vorfeld von Langzeitabsenzen. Für die Absenzdauer liessen sich zwei stabile und eine stark ansteigende Trajektorie identifizieren, während sich für die Absenzhäufigkeit zwei moderat ansteigende Verlaufsmuster ergaben. Zudem zeigten sich Zusammenhänge zwischen der Entwicklung von Absenzdauer und Absenzhäufigkeit. Hinsichtlich der Zugehörigkeit zu den identifizierten Trajektorien ergaben sich keine signifikanten Unterschiede nach Geschlecht oder Tätigkeitsgruppe, während das Alter ein konsistenter Prädiktor der Gruppenzugehörigkeit war. Die Ergebnisse zeigen, dass sich krankheitsbedingte Absenzen im Vorfeld von Langzeitabsenzen unterschiedlich entwickeln. Die Befunde unterstreichen die Bedeutung einer personenzentrierten Betrachtung krankheitsbedingter Absenzen im Zeitverlauf und weisen auf die potenzielle Relevanz frühzeitiger Präventions- und Unterstützungsmassnahmen hin.

Schlüsselwörter: Krankheitsabsenzen, Langzeitabsenzen, Trajektorien, Group-Based Trajectory Modeling, Group-Based Dual Trajectory Modeling, Routinedaten, Längsschnittdaten

Abstract

Sickness absence causes substantial individual and economic burdens. However, previous research on sickness absence trajectories has primarily focused on public-sector employees, specific occupational groups, and Scandinavian register data. Evidence on the joint development of absence duration and absence frequency prior to long-term sickness absence remains limited, particularly in the context of private-sector companies in Switzerland. This study therefore investigates sickness absence trajectories during the year preceding a long-term sickness absence and examines differences by gender, occupational group, and age. The study was based on longitudinal routine data from a Swiss logistics company. Sickness absences of 307 employees with at least one episode of long-term sickness absence (≥ 30 calendar days) during the observation period from January 2023 to December 2025 were analysed. Group-Based Trajectory Models (GBTM) and Group-Based Dual Trajectory Models (GBDTM) were applied to identify distinct trajectory patterns. The results revealed heterogeneous sickness absence trajectories prior to long-term sickness absence. For absence duration, two stable and one sharply increasing trajectory were identified, whereas two moderately increasing trajectories emerged for absence frequency. Furthermore, associations between the development of absence duration and absence frequency were observed. No significant differences in trajectory group membership were found with regard to gender or occupational group, whereas age emerged as a consistent predictor of trajectory group membership. The results emphasize the significance of a person-centered perspective on sickness absences over time and indicate the potential importance of early preventive and supportive interventions.

Keywords: sickness absence, long-term sickness absence, trajectories, Group-Based Trajectory Modeling, Group-Based Dual Trajectory Modeling, routine data, longitudinal data

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	1
2	Theoretische Grundlagen und Forschungsstand	3
2.1	Arbeitsbezogene Belastung und gesundheitliche Beeinträchtigung	3
2.2	Theorie der Ressourcenerhaltung	4
2.3	Job Demands-Resources Theorie	5
2.3.1	Tätigkeitsgruppen im betrieblichen Kontext.....	6
2.4	Krankheitsabsenz als Folge von Belastung	7
2.5	Konzeptualisierung und Messung krankheitsbedingter Absenzen	10
2.5.1	Definition von krankheitsbedingter Absenz.....	10
2.5.2	Dimensionen von krankheitsbedingter Absenz.....	10
2.5.3	Methodische Besonderheiten von Absenzdaten.....	12
2.5.4	Kurz- und Langzeitabsenz	13
2.5.5	Institutioneller und rechtlicher Kontext in der Schweiz.....	13
2.6	Forschungsstand	14
2.6.1	Methoden zur Analyse von Absenzverläufen.....	15
2.6.2	Empirische Studien zu Absenzverläufen	16
2.7	Forschungslücke	17
3	Zielsetzung und Fragestellung	19
3.1	Zielsetzung	19
3.2	Fragestellung.....	19
3.3	Abgrenzung	20
4	Methodisches Vorgehen.....	21
4.1	Untersuchungsdesign.....	21
4.2	Stichprobe	22
4.3	Datengrundlage.....	22
4.4	Analyseverfahren	24
4.4.1	Group-Based Trajectory Modeling.....	25
4.4.2	Group-Based Dual Trajectory Modeling	26
4.5	Software	27
4.6	Variablen und Operationalisierung	27
4.7	Datenaufbereitung.....	28
4.7.1	Fallidentifikation und Festlegung des Beobachtungszeitraums	29
4.7.2	Zuordnung der Tätigkeitsgruppen	29
4.7.3	Berechnung von Absenzdauer und Absenzhäufigkeit pro Monat.....	29

4.7.4	Ausschlusskriterien	30
4.7.5	Sicherstellung der Datenqualität	31
4.8	Datenanalyse	31
4.8.1	Deskriptivstatistik	31
4.8.2	Group-Based Trajectory Modeling.....	33
4.8.3	Group-Based Dual Trajectory Modeling	34
4.8.4	Analyse der Kovariaten.....	35
5	Ergebnisse	36
5.1	Deskriptive Statistik	36
5.2	Trajektorienanalyse	38
5.2.1	Trajektorien der Absenzdauer	38
5.2.2	Trajektorien der Absenzhäufigkeit	40
5.2.3	Duales Trajektorienmodell von Absenzdauer und Absenzhäufigkeit.....	41
5.3	Zusätzliche Analysen.....	43
5.3.1	Deskriptive Analysen und Gruppenvergleiche	43
5.3.2	Regression	44
6	Diskussion.....	48
6.1	Einordnung der Ergebnisse	48
6.1.1	Verlaufsmuster krankheitsbedingter Absenzen.....	49
6.1.2	Geschlechterunterschiede	51
6.1.3	Unterschiede zwischen Tätigkeitsgruppen	53
6.1.4	Altersunterschiede	56
6.2	Implikationen für die Praxis.....	58
6.2.1	Krankheitsabsenzen als potenzielle Frühwarnsignale	58
6.2.2	Ressourcenorientierte Gesprächsführung	59
6.2.3	Geschlechtssensible Präventionsansätze	60
6.2.4	Individuelle und lebensphasensensible Prävention	61
6.3	Limitationen	62
7	Fazit und Ausblick	65
	Literaturverzeichnis	67
	Abbildungsverzeichnis	80
	Tabellenverzeichnis	81
	Abkürzungsverzeichnis.....	82
	Hilfsmittelverzeichnis mit Verwendungszweck	83
	Anhang.....	84

1 Einleitung

Entwickeln sich Langzeitabsenzen plötzlich oder kündigen sie sich bereits Monate zuvor an? Diese Frage gewinnt für Unternehmen zunehmend an Bedeutung. Krankheitsbedingte Absenzen stellen sowohl aus gesellschaftlicher als auch aus betrieblicher Perspektive eine bedeutende Herausforderung dar. Während sie Mitarbeitenden die notwendige Zeit zur Erholung und Genesung ermöglichen, sind sie gleichzeitig mit erheblichen Kosten durch Produktivitätsverluste, Lohnausfälle und organisatorische Belastungen verbunden (Suur-Uski et al., 2024; Sørensen et al., 2025). Auch in der Schweiz haben gesundheitsbedingte Absenzen in den letzten Jahren an Bedeutung gewonnen. Gemäss dem Bundesamt für Statistik (BFS, 2025) lag die durchschnittliche Anzahl gesundheitsbedingter Absenzen aufgrund von Krankheit oder Unfall im Jahr 2025 bei 8.2 Tagen pro Vollzeitstelle und damit weiterhin über dem Niveau vor der COVID-19-Pandemie (2019: 7.2 Tage).

Besonders relevant sind Langzeitabsenzen, da sie häufig mit erheblichen gesundheitlichen, sozialen und beruflichen Folgen für die betroffenen Personen verbunden sind. Darüber hinaus verursachen sie hohe direkte sowie indirekte Kosten und stehen im Zusammenhang mit einem erhöhten Risiko für eine spätere Arbeitsunfähigkeit (Fagerlund, Shiri, Walker-Bone, Rahkonen & Lallukka, 2024). Insbesondere länger andauernde krankheitsbedingte Absenzen können die berufliche Wiedereingliederung erschweren und sind sowohl für Unternehmen als auch für die Gesellschaft mit erheblichen wirtschaftlichen Belastungen verbunden. Aufgrund der damit verbundenen sozialen und ökonomischen Folgen besteht ein grosses Interesse daran, potenzielle Risikoverläufe frühzeitig zu erkennen und präventive Massnahmen rechtzeitig einzuleiten (Duijts, Kant, Swaen, Van Den Brandt & Zeegers, 2007).

Als theoretische Grundlage dienen die Ressourcenerhaltungstheorie (Conservation of Resources Theory, COR) (Hobfoll, 1989) sowie die Job Demands-Resources (JD-R) Theorie (Demerouti, Bakker, Nachreiner & Schaufeli, 2001), welche die Bedeutung des Zusammenspiels von Belastungen und Ressourcen für Gesundheit und Wohlbefinden betonen.

Empirische Befunde zeigen, dass Belastungen und fehlende Ressourcen mit einem erhöhten Risiko krankheitsbedingter Absenzen verbunden sind (z. B. Clausen, Nielsen, Carneiro & Borg, 2012; Bakker & Demerouti, 2014; Van Woerkom, Bakker & Nishii, 2016). Darüber hinaus weisen mehrere Untersuchungen darauf hin, dass krankheitsbedingte Absenzen ein wiederkehrendes Phänomen darstellen und frühere Absenzen mit einem erhöhten Risiko für zukünftige Fehlzeiten und Langzeitabsenzen verbunden sind (Sørensen et al., 2025).

Zur Untersuchung unterschiedlicher Verläufe von Krankheitsabsenzen werden in neueren Forschungsarbeiten zunehmend Trajektorienanalysen eingesetzt. Diese ermöglichen die Identifikation latenter Gruppen mit ähnlichen Entwicklungen über die Zeit, wobei eine Trajektorie den zeitlichen Verlauf eines bestimmten Phänomens beschreibt (Nagin, 2014; Van Der Nest, Lima Passos, Candel & Van Breukelen, 2020).

Trotz dieser Fortschritte bestehen mehrere Forschungslücken. Ein Grossteil der bisherigen Evidenz stammt aus skandinavischen Ländern und basiert auf nationalen Registerdaten. Untersuchungen im Schweizer Kontext sind bislang selten. Darüber hinaus konzentriert sich die

bestehende Forschung häufig auf Mitarbeitende des öffentlichen Sektors oder auf spezifische Diagnosegruppen. Gleichzeitig werden Absenzhäufigkeit und Absenzdauer oftmals getrennt untersucht, obwohl beide Dimensionen unterschiedliche Aspekte des Absenzgeschehens erfassen. Insbesondere die Entwicklung krankheitsbedingter Absenzen im Vorfeld einer Langzeitabsenz wurde bisher nur begrenzt untersucht.

Vor diesem Hintergrund verfolgt die vorliegende Arbeit das Ziel, unterschiedliche Trajektorien der Absenzdauer und Absenzhäufigkeit in den zwölf Monaten vor Beginn einer Langzeitabsenz zu identifizieren. Darüber hinaus soll untersucht werden, ob sich die identifizierten Gruppen hinsichtlich ausgewählter demografischer und arbeitsbezogener Merkmale unterscheiden. Die Analyse erfolgt auf Basis von Registerdaten eines Schweizer Logistikunternehmens. Durch die Identifikation unterschiedlicher Absenzverläufe soll ein besseres Verständnis der Entwicklung krankheitsbedingter Absenzen vor einer Langzeitabsenz gewonnen werden. Die Ergebnisse sollen Hinweise auf potenzielle Frühindikatoren liefern und damit Unternehmen bei der Entwicklung datenbasierter Präventions- und Interventionsmassnahmen unterstützen.

Zur Erreichung dieser Zielsetzung werden folgende Forschungsfragen untersucht:

- Welche unterschiedlichen Verlaufsmuster krankheitsbedingter Absenzen in Bezug auf Häufigkeit und Dauer lassen sich in den zwölf Monaten vor einer Langzeitabsenz (≥ 30 Tage) bei Mitarbeitenden eines Schweizer Logistikunternehmens identifizieren?
- Inwiefern variiert die Wahrscheinlichkeit der Zugehörigkeit zu den identifizierten Absenztrajektorien nach Geschlecht?
- Inwiefern variiert die Wahrscheinlichkeit der Zugehörigkeit zu den identifizierten Absenztrajektorien nach Tätigkeitsgruppe?
- Inwiefern variiert die Wahrscheinlichkeit der Zugehörigkeit zu den identifizierten Absenztrajektorien nach Alter?

Die Arbeit beginnt mit einer Darstellung der theoretischen Grundlagen zu arbeitsbezogenen Belastungen und Ressourcen sowie zu Krankheits- und Langzeitabsenzen. Anschliessend wird der aktuelle Forschungsstand zu Absenzverläufen und deren Analyse aufgearbeitet sowie die Forschungslücke herausgearbeitet, aus der die Forschungsfragen abgeleitet werden. Das darauffolgende Methodenkapitel beschreibt die Datengrundlage, die Stichprobe sowie die angewandten Analyseverfahren. Danach werden die Ergebnisse der Trajektorienanalysen, der Gruppenvergleiche sowie der Regressionsanalysen präsentiert. Diese werden anschliessend diskutiert und im Kontext der bestehenden Forschung eingeordnet. Abschliessend werden die theoretischen und praktischen Implikationen der Ergebnisse sowie die Limitationen der Studie aufgezeigt und ein Ausblick auf zukünftige Forschungsansätze gegeben.

2 Theoretische Grundlagen und Forschungsstand

In den nachfolgenden Kapiteln werden die theoretischen Grundlagen der Arbeit dargestellt, wobei die COR- und die JD-R-Theorie den zentralen theoretischen Bezugsrahmen bilden. Darüber hinaus werden zentrale Begriffe definiert und der aktuelle Forschungsstand dargestellt.

2.1 Arbeitsbezogene Belastung und gesundheitliche Beeinträchtigung

Um die Auswirkungen arbeitsbezogener Belastungen auf Mitarbeitende zu verstehen, ist zunächst eine Begriffsbestimmung von Gesundheit und Krankheit erforderlich. Beide Konzepte bilden das Fundament, um gesundheitliche Beeinträchtigungen im Arbeitskontext einzuordnen und deren systematischen Zusammenhang mit spezifischen Arbeitsbedingungen zu analysieren.

Die Weltgesundheitsorganisation versteht Gesundheit als einen Zustand körperlichen, psychischen und sozialen Wohlbefindens, der über die reine Abwesenheit von Krankheit hinausgeht (World Health Organization [WHO], 1986). Diese umfassende Perspektive erweitert das klassische biomedizinische Krankheitsmodell, das Krankheit primär als Abweichung messbarer biologischer Parameter versteht und psychosoziale Faktoren weitgehend ausblendet (Engel, 1977).

Das biopsychosoziale Modell berücksichtigt hingegen das dynamische Zusammenspiel biologischer, psychologischer und sozialer Faktoren. Krankheit entsteht demnach, wenn ein Organismus die autoregulative Kompetenz zur Bewältigung von Störungen auf den verschiedenen Systemebenen des Menschen nicht ausreichend mobilisieren kann und relevante Regelkreise überfordert sind oder ausfallen (Egger, 2017).

Ergänzend dazu gelten in der salutogenetischen Perspektive Gesundheit und Krankheit als Kontinuum, das durch individuelle Ressourcen und Umweltbedingungen beeinflusst wird (Antonovsky, 1991). Weiter stellt Krankheit nach Parsons (1951) einen sozialen Zustand dar, der mit einer spezifischen sozialen Rolle sowie damit verbundenen Erwartungen und Normen verknüpft ist. Im Arbeitskontext geht diese Rolle typischerweise mit einem Rückzug von der Arbeit und Passivität einher. Auch Johns (2009) hält fest, dass Krankheitsabsenz kein ausschliesslich gesundheitlich determiniertes Mass darstellt, sondern zusätzlich durch psychosoziale und organisationale Faktoren beeinflusst wird.

Zur theoretischen Erklärung und Modellierung dieser arbeitsbezogenen Belastungen sowie deren Auswirkungen auf das Wohlbefinden existieren verschiedene Ansätze der Stressforschung, wie das Demand-Control-Modell (Karasek, 1979) oder das Effort-Reward-Imbalance-Modell (Siegrist, 1996). Um die komplexen Wechselwirkungen von Arbeitsumgebung, individueller Ressourcendynamik und Gesundheit umfassend abzubilden, greift die vorliegende Arbeit primär auf zwei komplementäre Theorien zurück.

Die COR-Theorie bietet einen fundierten Erklärungsansatz dafür, wie Individuen Ressourcen aufbauen, schützen und auf Bedrohungen reagieren (Hobfoll, 1989). Die JD-R-Theorie verknüpft diese Mechanismen mit dem Arbeitskontext und berücksichtigt sowohl negative als auch positive Einflussfaktoren auf das Wohlbefinden von Mitarbeitenden (Bakker & Demerouti, 2007). Eine detaillierte Darstellung der COR-Theorie sowie der JD-R-Theorie erfolgt in den Kapiteln 2.2 und 2.3.

2.2 Theorie der Ressourcenerhaltung

Die zentrale Annahme der COR-Theorie ist, dass Individuen bestrebt sind, ihre vorhandenen Ressourcen zu erhalten, zu schützen und weiter auszubauen. Ressourcen umfassen dabei wertvolle Objekte, persönliche Eigenschaften, Bedingungen oder Energien, die entweder an sich bedeutsam sind oder als Mittel zur Erreichung solcher Werte dienen. Der Verlust von Ressourcen ist von besonderer Bedeutung, da diese nicht nur funktional zur Bewältigung von Anforderungen beitragen, sondern auch eine zentrale Rolle für die Identität von Personen spielen. Psychologischer Stress entsteht demnach, wenn ein Verlust von Ressourcen droht, tatsächlich eintritt oder erwartete Ressourcengewinne nach einer Investition ausbleiben (Hobfoll, 1989).

Ein zentrales Prinzip der COR-Theorie ist, dass Ressourcenverluste stärker wirken als Ressourcengewinne. Um Verluste zu verhindern oder auszugleichen sowie neue Ressourcen aufzubauen, müssen Individuen bestehende Ressourcen einsetzen, wodurch sich bei anhaltender Belastung das Risiko weiterer Verluste erhöht. Der Aufbau von Ressourcen gewinnt insbesondere nach erlebten Ressourcenverlusten an Bedeutung, da diese unter solchen Bedingungen als besonders wertvoll wahrgenommen werden. Sind die verfügbaren Ressourcen jedoch erschöpft oder überbeansprucht, können Individuen in einen defensiven Modus übergehen, um das Selbst zu schützen (Hobfoll, Halbesleben, Neveu & Westman, 2018).

Individuen mit umfangreicheren Ressourcen sind dabei weniger anfällig für Verlustprozesse und besser in der Lage, zusätzliche Ressourcen aufzubauen, während Individuen mit geringen Ressourcen ein erhöhtes Risiko für weitere Verluste aufweisen. Da Ressourcenverluste stärker wirken als Ressourcengewinne, ist Stress eng mit dem Verlust von Ressourcen verknüpft. Mit jeder zusätzlichen Belastungssituation stehen Individuen weniger Ressourcen zur Verfügung, um weitere Verluste auszugleichen. Dadurch gewinnen Verlustprozesse sowohl an Dynamik als auch an Intensität. Demgegenüber entwickeln sich Gewinnspiralen aufgrund der geringeren und langsameren Wirkung von Ressourcengewinnen in der Regel verzögert und weniger ausgeprägt (Hobfoll et al., 2018).

Darüber hinaus treten Ressourcen häufig nicht isoliert auf, sondern in Form sogenannter Ressourcenkarawanen, die durch organisationale und soziale Rahmenbedingungen entweder gefördert oder eingeschränkt werden (Hobfoll et al., 2018).

Gemäss der COR-Theorie streben Individuen danach, bestehende Ressourcen zu erhalten und Ressourcenverluste zu vermeiden, da diese das Wohlbefinden beeinträchtigen können (Hobfoll et al., 2018). Empirische Befunde von Halbesleben, Neveu, Paustian-Underdahl und Westman (2014) stützen diese Annahme, indem sie zeigen, dass Ressourcenverluste am Arbeitsplatz mit einem erhöhten Risiko für psychische und physische Belastungen wie Burnout, Depressionen und weiteren gesundheitlichen Beeinträchtigungen verbunden sind.

Die Ausführungen zur COR-Theorie verdeutlichen die zentrale Rolle von Ressourcen für die Bewältigung von Belastungen und die Aufrechterhaltung von Gesundheit. An diese Überlegungen knüpft das folgende Kapitel an, indem mit der JD-R-Theorie ein Ansatz vorgestellt wird, der die Bedeutung von Anforderungen und Ressourcen im Arbeitskontext näher betrachtet.

2.3 Job Demands-Resources Theorie

Die JD-R-Theorie stellt einen umfassenden theoretischen Rahmen zur Analyse arbeitsbezogener Belastungen und Ressourcen dar. Sie erklärt, wie Arbeitsanforderungen und Arbeitsressourcen die Arbeitsleistung über das Wohlbefinden der Mitarbeitenden beeinflussen. Gleichzeitig beschreibt sie, wie Mitarbeitende sowohl proaktive als auch reaktive Verhaltensweisen bei der Arbeit nutzen, um Arbeitsanforderungen und Arbeitsressourcen zu beeinflussen (Bakker, Demerouti & Sanz-Vergel, 2023).

Ursprünglich wurde der Ansatz als Job Demands-Resources-Modell bezeichnet (Demerouti et al., 2001; Bakker & Demerouti, 2007). Aufgrund seiner kontinuierlichen theoretischen Weiterentwicklung wird in der neueren Literatur zunehmend von der JD-R-Theorie gesprochen (Bakker & Demerouti, 2014). Im Folgenden wird diese Bezeichnung einheitlich verwendet.

Die JD-R-Theorie geht davon aus, dass zwar jede berufliche Tätigkeit eigene, spezifische Stressoren aufweist, sich diese jedoch grundsätzlich den zwei übergeordneten Kategorien Arbeitsanforderungen und Arbeitsressourcen zuordnen lassen. Auf dieser Einteilung basiert ein allgemeiner theoretischer Rahmen, der unabhängig von konkreten Tätigkeiten auf unterschiedliche berufliche Kontexte anwendbar ist (Bakker & Demerouti, 2007).

Arbeitsanforderungen umfassen alle physischen, psychologischen, sozialen oder organisationalen Aspekte der Tätigkeit, die über längere Zeit körperliche oder geistige Anstrengung verlangen und dadurch mit bestimmten physiologischen und/oder psychologischen Kosten verbunden sind (Demerouti et al., 2001). Beispiele hierfür sind hoher Arbeitsdruck, ungünstige physische Arbeitsbedingungen sowie emotional anspruchsvolle Interaktionen. Arbeitsanforderungen sind dabei nicht per se negativ, können jedoch zu Stressoren werden, wenn ihre Bewältigung mit hohem Aufwand verbunden ist und keine ausreichende Erholung erfolgt (Bakker & Demerouti, 2007).

Hingegen umfassen Arbeitsressourcen physische, psychologische, soziale oder organisationale Merkmale der Arbeit, die zur Erreichung arbeitsbezogener Ziele beitragen, arbeitsbezogene Anforderungen und die damit verbundenen Belastungen reduzieren sowie persönliches Wachstum, Lernen und Entwicklung fördern. Arbeitsressourcen können auf unterschiedlichen Ebenen angesiedelt sein. Auf der Organisationsebene zählen dazu beispielsweise Bezahlung und Karrieremöglichkeiten. Die soziale Ebene umfasst die Unterstützung durch Vorgesetzte sowie Kolleginnen und Kollegen. Auf der Ebene der Arbeitsorganisation gehören unter anderem Rollenklarheit und Mitbestimmung hinsichtlich der Ressourcen dazu, während auf der Aufgabenebene beispielsweise Autonomie und Leistungsrückmeldungen relevant sind (Bakker & Demerouti, 2007).

Während Arbeitsanforderungen und Arbeitsressourcen unterschiedliche Merkmale der Arbeit beschreiben, erklärt die JD-R-Theorie darüber hinaus, wie diese auf Mitarbeitende wirken. Hierzu postuliert sie zwei weitgehend unabhängige Prozesse: einen Prozess der Gesundheitsbeeinträchtigung sowie einen Motivationsprozess (Bakker & Demerouti, 2014).

Der Gesundheitsbeeinträchtigungsprozess geht davon aus, dass hohe oder anhaltende Arbeitsanforderungen die physischen und psychischen Ressourcen von Mitarbeitenden beanspruchen und langfristig erschöpfen können. Dies erhöht das Risiko von Energieverlust,

Erschöpfung und gesundheitlichen Beeinträchtigungen. Zwar können Mitarbeitende versuchen, die Anforderungen durch kompensatorische Strategien zu bewältigen. Die Anwendung solcher Strategien erfordert jedoch zusätzliche Anstrengungen und kann die Ressourcenerschöpfung weiter verstärken (Bakker & Demerouti, 2007).

Der Motivationsprozess basiert auf der Annahme, dass Arbeitsressourcen ein hohes motivationales Potenzial besitzen. Sie fördern das Arbeitsengagement und unterstützen die Leistungsfähigkeit von Mitarbeitenden. Dabei wirken Arbeitsressourcen einerseits intrinsisch, indem sie grundlegende psychologische Bedürfnisse erfüllen, und andererseits extrinsisch, indem sie das Erreichen von Arbeitszielen erleichtern. Das Vorhandensein von Arbeitsressourcen trägt somit zu höherem Arbeitsengagement bei, während ein Mangel an Ressourcen eine distanzierte oder zynische Haltung gegenüber der Arbeit begünstigen kann (Bakker & Demerouti, 2007).

Neben ihren eigenständigen Effekten stehen Arbeitsanforderungen und Arbeitsressourcen auch in Wechselwirkung und beeinflussen gemeinsam das Wohlbefinden von Mitarbeitenden. Zum einen können Arbeitsressourcen die negativen Auswirkungen hoher Anforderungen auf Belastung und Erschöpfung abpuffern. Zum anderen verstärken hohe Arbeitsanforderungen die motivationale Wirkung von Ressourcen, sodass diese insbesondere unter anspruchsvollen Bedingungen ihre stärkste positive Wirkung auf das Arbeitsengagement entfalten. Insgesamt zeigt sich, dass das Zusammenspiel von Anforderungen und Ressourcen einen entscheidenden Einfluss auf das Wohlbefinden und die Leistung von Mitarbeitenden hat (Bakker & Demerouti, 2014).

Da Art und Ausprägung von Anforderungen und Ressourcen jedoch zwischen verschiedenen Tätigkeiten variieren, ist davon auszugehen, dass sich auch die mit ihnen verbundenen Belastungen und Gesundheitsrisiken unterscheiden. Zur Einordnung dieser Unterschiede werden im folgenden Kapitel verschiedene Tätigkeitsgruppen im betrieblichen Kontext näher betrachtet.

2.3.1 Tätigkeitsgruppen im betrieblichen Kontext

Die JD-R-Theorie geht davon aus, dass jede berufliche Tätigkeit durch ein spezifisches Zusammenspiel von Arbeitsanforderungen und Arbeitsressourcen gekennzeichnet ist. Zwar treten bestimmte Anforderungen und Ressourcen – beispielsweise Arbeitsdruck oder Autonomie – in vielen Berufen auf, ihre Ausprägung kann jedoch erheblich variieren. Darüber hinaus existieren Anforderungen und Ressourcen, die für bestimmte Tätigkeiten besonders charakteristisch sind (Bakker & Demerouti, 2007; Bakker & Demerouti, 2014). Entsprechend ist davon auszugehen, dass sich Arbeitsbedingungen systematisch zwischen verschiedenen Tätigkeitsgruppen unterscheiden.

Zur systematischen Einordnung beruflicher Tätigkeiten kann die International Standard Classification of Occupations (ISCO) herangezogen werden. Die von der International Labour Organization entwickelte Berufsklassifikation ordnet Berufe anhand ihrer Tätigkeitsmerkmale in eine hierarchische Struktur und ermöglicht dadurch eine standardisierte Einordnung und Vergleichbarkeit beruflicher Tätigkeiten (International Labour Office, 2012).

Innerhalb dieser Systematik lassen sich zwei übergeordnete Tätigkeitsbereiche unterscheiden. Die ISCO-Berufshauptgruppen 6 bis 9 umfassen Berufe mit überwiegend physischem Arbeitsanteil, beispielsweise Tätigkeiten in Produktion, Lager, Transport oder maschinengebundenen

Arbeitsumgebungen. Diese Berufsgruppen werden in der Literatur überwiegend dem Blue-Collar-Bereich zugeordnet (International Labour Office, 2012; Winter et al., 2025). Demgegenüber umfassen die ISCO-Berufshauptgruppen 1 bis 5 Führungs-, Fach-, Büro- und Dienstleistungsberufe, die vorwiegend nicht-manuelle Tätigkeiten beinhalten und dem White-Collar-Bereich zugerechnet werden (International Labour Office, 2012; Winter et al., 2025).

Traditionell werden Blue-Collar-Berufe durch körperlich anspruchsvolle und handwerkliche Tätigkeiten charakterisiert, während White-Collar-Berufe vorwiegend nicht-manuelle Tätigkeiten in administrativen, dienstleistungsorientierten oder wissensbasierten Arbeitskontexten umfassen. Mit dem Wandel hin zu wissens- und dienstleistungsorientierten Ökonomien hat sich diese ursprünglich klare Trennung jedoch zunehmend relativiert, sodass die Abgrenzung zwischen Blue- und White-Collar-Berufen heute weniger eindeutig ausfällt (Winter et al., 2025).

Die unterschiedlichen Anforderungs- und Ressourcenprofile spiegeln sich auch in gesundheitlichen Folgen wider. Pekkala, Blomgren, Pietiläinen, Lahelma und Rahkonen (2017) zeigten beispielsweise, dass langfristige krankheitsbedingte Abwesenheiten aufgrund von Muskel-Skelett-Erkrankungen besonders stark nach Berufsgruppe variierten, wobei Beschäftigte in handwerklichen Tätigkeiten die höchsten Prävalenzen aufwiesen. Dagegen fielen die Unterschiede zwischen den Berufsgruppen bei psychisch bedingten Absenzen vergleichsweise gering aus und blieben über die Zeit weitgehend stabil. Für verletzungsbedingte Absenzen bestanden ebenfalls berufsgruppenspezifische Unterschiede, die sich insbesondere bei Männern im Zeitverlauf verringerten.

Auf Grundlage der dargestellten Literatur sowie der ISCO-Systematik werden in der vorliegenden Arbeit zwei übergeordnete Tätigkeitsgruppen unterschieden. Die *körperlich-operative Tätigkeitsgruppe* entspricht der in der Literatur beschriebenen Blue-Collar-Kategorie und orientiert sich an den ISCO-Berufshauptgruppen 6 bis 9. Die *kognitiv-administrative Tätigkeitsgruppe* entspricht der White-Collar-Kategorie und orientiert sich an den ISCO-Berufshauptgruppen 1 bis 5. Zur Gewährleistung einer einheitlichen Terminologie werden diese Bezeichnungen im weiteren Verlauf der Arbeit verwendet. Die Zuordnung der bei der Praxispartnerin bestehenden betrieblichen Funktionen zu den definierten Tätigkeitsgruppen wird in Kapitel 4.7.2 dargestellt.

2.4 Krankheitsabsenz als Folge von Belastung

Die zuvor dargestellten Tätigkeitsgruppen unterscheiden sich hinsichtlich ihrer Anforderungs- und Ressourcenprofile. Gemäss der COR- sowie der JD-R-Theorie werden Belastungs- und Gesundheitsprozesse im Arbeitskontext wesentlich durch das Zusammenspiel von Arbeitsanforderungen und Arbeitsressourcen geprägt. Vor diesem Hintergrund stellt sich die Frage, wie sich diese Prozesse in krankheitsbedingten Absenzen niederschlagen. Im Folgenden wird erläutert, über welche Mechanismen Arbeitsanforderungen und Arbeitsressourcen das Risiko von Krankheitsabsenzen beeinflussen können.

Hohe oder anhaltende Arbeitsanforderungen führen zu erhöhtem Aufwand und einem verstärkten Verbrauch energetischer Ressourcen. Dadurch können die physischen, emotionalen und kognitiven Ressourcen der Mitarbeitenden erschöpft werden. Dies wiederum kann zu

Arbeitsbelastung, Erschöpfung und gesundheitlichen Problemen führen (Bakker & Demerouti, 2007; Bakker & Demerouti, 2014; Bakker, Demerouti & Sanz-Vergel, 2023). Die COR-Theorie ergänzt diese Annahme, indem sie erklärt, dass die Bewältigung hoher Anforderungen mit dem Verbrauch begrenzter energetischer Ressourcen einhergeht, wodurch die Fähigkeit zur Bewältigung weiterer Anforderungen abnimmt und Verlustspiralen entstehen können. Diese fortschreitende Ressourcenerschöpfung führt zu erhöhtem Stress, emotionaler Erschöpfung sowie gesundheitlichen Beeinträchtigungen und erhöht damit das Risiko krankheitsbedingter Absenzen (Hobfoll et al., 2018).

Empirische Befunde zeigen, dass Arbeitsanforderungen über gesundheitliche Beeinträchtigungen indirekt mit Absenzen zusammenhängen, indem sie Gesundheitsprobleme begünstigen, die wiederum mit dem Auftreten und der Dauer krankheitsbedingter Abwesenheiten verbunden sind (Bakker & Demerouti, 2014; Schaufeli & Taris, 2014). So zeigen Clausen et al. (2012), dass hohe Arbeitsanforderungen das Risiko von Langzeitabsenzen erhöhen können. Im Einklang mit den Annahmen der JD-R-Theorie wird dies darauf zurückgeführt, dass die Bewältigung hoher Anforderungen mit einer verstärkten Beanspruchung und Erschöpfung energetischer Ressourcen verbunden ist, was negative gesundheitliche Folgen nach sich ziehen kann. Weiter wird ein Zusammenhang zwischen Arbeitsanforderungen und Burnout berichtet, der sich unter anderem in emotionaler Erschöpfung, erhöhter Fehleranfälligkeit und reduzierter Leistungsfähigkeit äussern kann (Bakker et al., 2023). Darüber hinaus weisen die Befunde von Van Woerkom et al. (2016) darauf hin, dass sich unterschiedliche Arbeitsanforderungen gegenseitig verstärken können. So zeigte sich, dass eine hohe Arbeitsbelastung den Zusammenhang zwischen emotionalen Anforderungen und Absentismus verstärkt.

Als direktes Gegengewicht zu diesen Belastungen betont die JD-R-Theorie die Bedeutung von Arbeitsressourcen. Diese können die negativen Auswirkungen von Arbeitsanforderungen abmildern, indem sie die Bewältigung von Anforderungen unterstützen und dadurch gesundheitsschädliche Belastungsfolgen reduzieren (Bakker & Demerouti, 2014). Gleichzeitig lassen sich Arbeitsressourcen im Sinne der COR-Theorie als zentrale Mittel zur Vermeidung von Ressourcenverlusten verstehen. Sie helfen dabei, bestehende Ressourcen zu erhalten, neue aufzubauen und Verlustspiralen entgegenzuwirken. Fehlen entsprechende Ressourcen, erhöht sich hingegen das Risiko für gesundheitliche Beeinträchtigungen und damit verbundene Absenzen (Hobfoll et al., 2018).

Empirische Befunde weisen darauf hin, dass Arbeitsressourcen einen protektiven Einfluss auf krankheitsbedingte Langzeitabsenzen ausüben können. So zeigen Clausen et al. (2012), dass hohe psychosoziale Arbeitsressourcen mit einem geringeren Risiko von Langzeitabsenzen einhergehen. Insbesondere Einflussmöglichkeiten, Führungsqualität und ein positives Teamklima erwiesen sich als relevante Schutzfaktoren. Die Ergebnisse deuten darauf hin, dass Arbeitsressourcen die negativen Folgen von Arbeitsanforderungen abmildern können, indem sie die Bewältigung von Belastungen erleichtern und die verfügbaren Ressourcen der Mitarbeitenden stärken. Auch andere Studien unterstreichen die Bedeutung von Arbeitsressourcen für die Gesundheit von Mitarbeitenden. Ressourcen wie Aufgabenvielfalt, Feedback oder Erholungsmöglichkeiten können die Zusammenhänge zwischen Arbeitsanforderungen und

Belastungsfolgen wie psychischer Beanspruchung, Burnout oder psychosomatischen Beschwerden deutlich abschwächen (Bakker et al., 2023; Brauchli, Jenny, Füllemann & Bauer, 2015).

Arbeitsbelastung ist insbesondere dann mit krankheitsbedingten Absenzen verbunden, wenn Mitarbeitende nur über geringe Einfluss- und Handlungsspielräume verfügen. Höhere Autonomie stellt hingegen eine wichtige Arbeitsressource dar, die belastungsbedingten Stress reduzieren und krankheitsbedingten Absenzen entgegenwirken kann. Zudem bestehen Unterschiede im Zusammenhang zwischen Belastung und Absenz in Abhängigkeit vom Geschlecht, was auf unterschiedliche Arbeitsbedingungen und soziale Rollenorientierungen zurückgeführt wird (Amiri & Behnezhad, 2020). Darüber hinaus zeigen Van Woerkom et al. (2016), dass die Unterstützung bei der Nutzung individueller Stärken mit geringeren Absenzen einhergeht. Dieser positive Effekt zeigt sich selbst unter Bedingungen hoher Arbeitsbelastung und hoher emotionaler Anforderungen.

Gleichzeitig zeigen empirische Befunde, dass Krankheitsabsenzen nicht ausschliesslich durch Arbeitsanforderungen und Arbeitsressourcen erklärt werden können. Meta-analytische Befunde zeigen, dass psychosoziale und gesundheitsbezogene Faktoren zentrale Prädiktoren für Absenzen darstellen. Dazu zählen unter anderem psychosomatische Beschwerden, Medikamenteneinnahme, Burnout, psychische Probleme sowie arbeitsbezogene Merkmale wie ein geringer Entscheidungsspielraum sowie wahrgenommene Ungerechtigkeit am Arbeitsplatz (Duijts et al., 2007). Neben strukturellen Bedingungen spielen auch soziale Anforderungen und Ressourcen eine wichtige Rolle. Diese wirken über Einstellungs- und Ressourcenprozesse auf das Verhalten von Mitarbeitenden. Hohe soziale Anforderungen bei gleichzeitig geringen Ressourcen können Stress und gesundheitliche Beeinträchtigungen verstärken und dadurch Rückzugsverhalten in Form von Abwesenheit begünstigen (Miraglia & Johns, 2021).

In Anlehnung an Johns (1997) kann Absentismus als eine aktive Bewältigungsstrategie interpretiert werden, die darauf abzielt, Belastungen zu reduzieren und weitere Ressourcenverluste zu verhindern. Diese Annahme wird durch Befunde gestützt, die zeigen, dass Mitarbeitende abwesend sein können, weil sie vorübergehend nicht arbeiten wollen oder weil sie aufgrund arbeitsbedingten Stresses nicht arbeiten können (Bakker, Demerouti, De Boer & Schaufeli, 2003). Gleichzeitig zeigen empirische Befunde, dass Arbeitsbelastung nur einen begrenzten Anteil der Varianz von Absentismus erklärt und nicht stärker mit Abwesenheit zusammenhängt als andere arbeitsbezogene Faktoren. Dies deutet darauf hin, dass Absentismus keine direkte oder automatische Reaktion auf Belastung darstellt. Vielmehr ist Abwesenheit als nur bedingt wirksame Bewältigungsstrategie zu verstehen, die eher in akuten Belastungssituationen auftritt, während chronische Belastungen häufig nicht zu Abwesenheit führen. Absentismus lässt sich als Reaktion auf erschöpfte Ressourcen interpretieren, wobei der Zusammenhang zwischen Belastung und Abwesenheit über mehrere, auch zufallsbeeinflusste Ereignisse vermittelt wird (Darr & Johns, 2008).

Zudem spielt die zeitliche Dimension eine entscheidende Rolle. Frühzeitiger Rückzug kann kurzfristig entlastend wirken und zur Stabilisierung beitragen, während spätere Abwesenheit bei bereits beeinträchtigtem Zustand eher negative Folgen haben kann (Darr & Johns, 2008). Darüber hinaus weisen Ressourcen und Engagement ein dynamisches Zusammenspiel über die Zeit auf und bestätigen damit das Konzept von Gewinnzyklen (Schaufeli & Taris, 2014). Die zeitliche Dimension

umfasst unter anderem die Dauer von Ressourcenverlusten oder Ressourcengewinnen, die Länge notwendiger Erholungsphasen sowie den Zeitpunkt der Verfügbarkeit von Ressourcen im Verhältnis zu vorangegangenen Verlusten (Hobfoll et al., 2018).

Zusammenfassend deuten theoretische und empirische Befunde darauf hin, dass Krankheitsabsenzen durch ein komplexes Zusammenspiel von Arbeitsanforderungen, Arbeitsressourcen und individuellen Bewältigungsprozessen beeinflusst werden. Die Entstehung von Absenzen ist dabei als dynamischer Prozess zu verstehen, der durch verschiedene arbeitsbezogene und individuelle Faktoren geprägt wird.

2.5 Konzeptualisierung und Messung krankheitsbedingter Absenzen

Nachdem im vorhergehenden Kapitel die theoretischen Zusammenhänge zwischen Arbeitsbedingungen und krankheitsbedingten Absenzen dargestellt wurden, stellt sich für die empirische Untersuchung die Frage, wie krankheitsbedingte Absenzen konzeptualisiert und gemessen werden können. Dazu werden zunächst zentrale Begriffsbestimmungen erläutert, bevor die Dimensionen, die methodischen Besonderheiten sowie die institutionellen Rahmenbedingungen der Absenzmessung dargestellt werden.

2.5.1 Definition von krankheitsbedingter Absenz

Im englischsprachigen Raum wird häufig der Begriff *absenteeism* verwendet, der allgemein als das Nichterscheinen zur planmässig vorgesehenen Arbeit definiert wird (Johns, 2002).

Im Fokus der vorliegenden Arbeit stehen ausschliesslich krankheitsbedingte Absenzen. Diese bezeichnen Arbeitsausfälle, die von Mitarbeitenden auf gesundheitliche Ursachen zurückgeführt und von der Organisation entsprechend anerkannt werden (Whitaker, 2001). Damit wird eine spezifische Form der Abwesenheit betrachtet, die in direktem Zusammenhang mit gesundheitlichen Beeinträchtigungen steht.

Eine zentrale Voraussetzung für krankheitsbedingte Absenzen ist die Einschränkung der Arbeitsfähigkeit. Mit der Feststellung einer Arbeitsunfähigkeit und einer entsprechenden Krankschreibung erfolgt der Übergang in die sogenannte Krankenrolle. Diese ist mit einem veränderten rechtlichen und sozialen Status verbunden und umfasst sowohl Ansprüche – etwa das Recht auf Arbeitsabwesenheit und Lohnersatzleistung – als auch Pflichten, insbesondere die Mitwirkung an der Behandlung und Genesung (Alexanderson & Norlund, 2004).

Durch diese Eingrenzung werden andere Formen von Abwesenheit, beispielsweise Ferien, Weiterbildungen, unbezahlte Freistellungen sowie unfallbedingte Absenzen, von krankheitsbedingten Absenzen abgegrenzt.

2.5.2 Dimensionen von krankheitsbedingter Absenz

Krankheitsbedingte Absenzen können anhand unterschiedlicher Messgrössen erfasst werden. In der Forschung werden zur Erfassung von Absenzen verschiedene Kennzahlen herangezogen. Diese umfassen die Häufigkeit von Abwesenheitsepisoden, die gesamte Anzahl an

Abwesenheitstagen innerhalb eines definierten Zeitraums (Länge) sowie die Dauer einzelner neu auftretender Episoden. Darüber hinaus werden inzidenzbasierte Messgrößen verwendet, beispielsweise die Anzahl neu beginnender Absenzen oder der Anteil von Personen mit mindestens einer Absenz (Hensing, Alexanderson, Allebeck & Bjurulf, 1998; Hensing, 2010).

Trotz dieser Vielfalt lassen sich die meisten Messansätze auf zwei grundlegende Dimensionen zurückführen: die Häufigkeit und die Dauer von Absenzen (Bakker et al., 2003; Darr & Johns, 2008; Løkke, 2022; Steel, 2003). Empirische Befunde zeigen, dass beide Dimensionen mit vergleichbarer Zuverlässigkeit erfasst werden, eine hohe Korrelation aufweisen (Johns & Al Hajj, 2016) und ähnliche Zusammenhänge mit zentralen Prädiktoren wie Arbeitsbelastung oder Gesundheit zeigen (Darr & Johns, 2008).

Gleichzeitig sprechen methodische Ansätze dafür, krankheitsbedingte Absenzen als mehrdimensionales Phänomen zu betrachten. Obwohl Absenzhäufigkeit und Absenzdauer eng miteinander verbunden sind, erfassen sie unterschiedliche Aspekte des Absenzgeschehens (Duchemin & Hocine, 2020). Für die vorliegende Arbeit werden daher beide Dimensionen berücksichtigt.

Die beiden Dimensionen werden im Folgenden näher erläutert.

2.5.2.1 Absenzhäufigkeit

Die Absenzhäufigkeit bezeichnet die Anzahl der krankheitsbedingten Abwesenheitsfälle innerhalb eines definierten Zeitraums, unabhängig von deren Dauer (Bakker et al., 2003; Beemsterboer, Stewart, Groothoff & Nijhuis, 2009; Johns & Al Hajj, 2016).

In der früheren Absenzforschung wurde die Absenzhäufigkeit insbesondere mit einem Mangel an Arbeitsressourcen und tiefen Arbeitsanforderungen assoziiert. Entsprechend wurde sie häufig als Ausdruck freiwilligen Absentismus sowie motivationaler Faktoren interpretiert (Bakker et al., 2003; Schaufeli et al., 2009).

Neuere Forschungsergebnisse relativieren diese Sichtweise jedoch. Meta-analytische Ergebnisse zeigen, dass die Absenzhäufigkeit mit gesundheitlichen und arbeitsbezogenen Faktoren zusammenhängt. Demgegenüber wird die Annahme, dass sie primär durch Einstellungen, Motive oder Arbeitsbedingungen bestimmt wird, empirisch nur begrenzt unterstützt (Darr & Johns, 2008; Johns & Al Hajj, 2016).

2.5.2.2 Absenzdauer

Die Absenzdauer beschreibt die Anzahl der Tage, an denen eine Person krankheitsbedingt arbeitsunfähig ist (Bakker et al., 2003; Hensing, 2010).

Im Gegensatz zur Absenzhäufigkeit wurde die Absenzdauer in der früheren Forschung häufig als Ausdruck unfreiwilliger, gesundheitsbedingter Abwesenheit interpretiert (Bakker et al., 2003). Neuere Befunde zeigen jedoch nur geringe empirische Unterstützung für die Annahme, dass die Dauer krankheitsbedingter Absenzen stärker mit medizinischen Ursachen zusammenhängt als andere Absenzmasse (Darr & Johns, 2008; Johns & Al Hajj, 2016).

Unabhängig davon weisen empirische Befunde darauf hin, dass die Dauer krankheitsbedingter Abwesenheiten ein relevanter Indikator für zukünftige Einschränkungen der Arbeitsfähigkeit darstellt und in dieser Hinsicht eine höhere prognostische Aussagekraft aufweisen kann als die Absenzhäufigkeit (Stapelfeldt et al., 2014).

2.5.3 Methodische Besonderheiten von Absenzdaten

Die dargestellten Dimensionen verdeutlichen, dass krankheitsbedingte Absenzen auf unterschiedliche Weise erfasst werden können. Für ihre empirische Untersuchung ist jedoch zu berücksichtigen, dass Absenzdaten verschiedene methodische Besonderheiten aufweisen, welche die Analyse und Interpretation der Ergebnisse beeinflussen können.

Eine zentrale Eigenschaft von Absenzdaten ist ihre ungleiche Verteilung. Krankheitsabsenzen sind typischerweise stark schief verteilt, da ein Grossteil der Mitarbeitenden keine oder nur wenige Absenzen aufweist, während eine kleine Gruppe einen erheblichen Anteil der gesamten Abwesenheitstage verursacht (Hensing, 2004; Hensing, 2010). Diese Verteilungscharakteristika gehen mit spezifischen statistischen Herausforderungen einher. Absenzdaten weisen Eigenschaften wie Null-Inflation, Überdispersion, Zensierung oder starke Saisonalität auf (Duchemin & Hocine, 2020). Insbesondere die Messung der Absenzdauer in Form von Krankheitstagen reagiert empfindlich auf Extremwerte, weshalb in empirischen Analysen häufig sowohl Mittelwerte als auch Medianwerte berichtet werden (Hensing, 2010).

Ein weiterer methodischer Aspekt betrifft den Umgang mit unterschiedlichen Graden der Arbeitsunfähigkeit. Zwischen einer Teilzeit- und einer Vollzeit-Krankschreibung besteht ein qualitativer Unterschied, der verloren gehen kann, wenn Absenztage unterschiedlicher Arbeitsunfähigkeitsgrade ungewichtet zusammengezählt werden. Gleichzeitig kann eine differenzierte Berücksichtigung der Arbeitsunfähigkeitsgrade die Interpretation der Daten erschweren (Hensing, Alexanderson, Allebeck & Bjurulf, 1998; Farrants, Friberg, Sjölund & Alexanderson, 2018).

Darüber hinaus unterscheiden sich Absenzdaten hinsichtlich ihrer Datenquellen. Registerbasierte Daten gelten im Allgemeinen als verlässlicher als selbstberichtete Angaben, da sie objektiv erfasst werden und weniger anfällig für Erinnerungsverzerrungen sind. Gleichzeitig enthalten sie häufig nur begrenzte Informationen zu Diagnosen oder spezifischen Krankheitsursachen, was ihre Aussagekraft hinsichtlich gesundheitlicher Hintergründe einschränken kann (Hensing, 2004). Zusätzlich erschweren die Vielzahl unterschiedlicher Messgrößen sowie das Fehlen einheitlicher Definitionen die Untersuchung krankheitsbedingter Absenzen und schränken die Vergleichbarkeit zwischen Studien ein (Hensing et al., 1998).

Insgesamt zeigen diese methodischen Besonderheiten, dass krankheitsbedingte Absenzen unterschiedlich erfasst werden können und ihre Ausprägung von der gewählten Operationalisierung abhängt. Im folgenden Kapitel wird daher die Unterscheidung zwischen kurz- und langfristigen Abwesenheiten näher erläutert.

2.5.4 Kurz- und Langzeitabsenz

Krankheitsbedingte Absenzen können grundsätzlich in kurzfristige und langfristige Abwesenheiten unterteilt werden (Hensing, 2010). Kurzzeitabsenzen sind durch eine geringe Dauer gekennzeichnet und treten vergleichsweise häufig auf. Trotz ihrer hohen Fallzahl tragen sie jedoch nur in begrenztem Ausmass zu den gesamten krankheitsbedingten Ausfalltagen bei. Demgegenüber verursachen länger andauernde Absenzen einen überproportional hohen Anteil der gesamten Arbeitsunfähigkeit, obwohl ihr Anteil an allen Absenzepisoden deutlich geringer ist (Schenkel, Krist, Meyer & Baumgardt, 2024).

In der wissenschaftlichen Literatur existiert keine einheitliche Definition von Langzeitabsenzen. Die verwendeten Schwellenwerte reichen von mehr als 10 Arbeitstagen oder 11 Kalendertagen (Fagerlund et al., 2024; Harkko et al., 2021; Salmela et al., 2025; Suur-Uski et al., 2023) über mehr als 14 Kalendertagen (Hietavala et al., 2015; Suur-Uski et al., 2024) bis hin zu 30 oder 31 aufeinanderfolgenden Kalendertagen, wie sie in zahlreichen arbeits- und sozialespidemiologischen Studien verwendet werden (Ferrie et al., 2011; Larsen et al., 2020; Szubert, Makowiec-Dąbrowska, Merecz & Sobala, 2016; Thorsen et al., 2019; Sørensen et al., 2025). Darüber hinaus finden sich Definitionen, die Langzeitabsenzen als Arbeitsunfähigkeiten von mindestens sechs Wochen beziehungsweise 42 Tagen (Notenbomer, Van Rhenen, Groothoff & Roelen, 2019; Gürtzgen & Hiesinger, 2025), oder sogar von mindestens 90 Tagen betrachten (Iwasaki et al., 2025). Eine eindeutige Abgrenzung zwischen diesen Kategorien ist nicht universell festgelegt, sondern hängt wesentlich von den jeweiligen institutionellen und rechtlichen Rahmenbedingungen ab (Hensing, 2010).

Die Wahl eines geeigneten Schwellenwerts sollte daher unter Berücksichtigung des jeweiligen institutionellen und rechtlichen Kontexts erfolgen. Für die vorliegende Arbeit ist folglich der schweizerische Kontext von besonderer Bedeutung. Die hierfür relevanten institutionellen, rechtlichen und organisatorischen Rahmenbedingungen werden im folgenden Kapitel erläutert.

2.5.5 Institutioneller und rechtlicher Kontext in der Schweiz

Für die Interpretation krankheitsbedingter Absenzen sowie die Wahl der in dieser Arbeit verwendeten Definition von Langzeitabsenz ist der institutionelle und rechtliche Kontext der Schweiz von Bedeutung. Da die Ausgestaltung von Sozialversicherungs- und Arbeitsrechtssystemen zwischen Ländern variiert, können sich sowohl das Auftreten als auch die Dauer krankheitsbedingter Absenzen unterscheiden (Hensing, 2004).

Im schweizerischen Kontext bildet die juristische Definition der Arbeitsunfähigkeit die Grundlage für die Erfassung krankheitsbedingter Absenzen. Gemäss Art. 6 ATSG liegt Arbeitsunfähigkeit vor, wenn eine Person aufgrund einer körperlichen, psychischen oder geistigen Beeinträchtigung ihre bisherige Tätigkeit teilweise oder vollständig nicht mehr ausüben kann.

Darüber hinaus bestehen verschiedene arbeitsrechtliche Regelungen, welche die Dauer und den Verlauf krankheitsbedingter Absenzen beeinflussen können. So sieht das Obligationenrecht eine Lohnfortzahlungspflicht des Arbeitgebers bei krankheitsbedingter Arbeitsunfähigkeit vor (Art. 324a

OR). Gleichzeitig besteht während einer bestimmten Dauer ein gesetzlicher Kündigungsschutz (Art. 336c OR). Ergänzend können Leistungen der Krankentaggeldversicherung die finanzielle Absicherung während längerer Krankheitsabsenzen gewährleisten und damit ebenfalls Einfluss auf deren Verlauf nehmen.

Für die betriebliche Erfassung von Absenzen ist zudem das ärztliche Zeugnis von Bedeutung. Dessen Vorlage stellt in vielen Organisationen die Voraussetzung für die Anerkennung einer krankheitsbedingten Absenz dar. Der Zeitpunkt der Einreichung variiert jedoch zwischen Organisationen. Während einige Organisationen bereits ab dem ersten Krankheitstag ein Arztzeugnis verlangen, wird dieses in anderen Organisationen erst nach mehreren Tagen der Abwesenheit eingefordert (Staatssekretariat für Wirtschaft [SECO], 2022). Dies kann insbesondere die Erfassung und Dokumentation kurzfristiger Absenzen beeinflussen.

Neben den rechtlichen Rahmenbedingungen wirken sich auch organisationale Regelungen auf die Erfassung und Interpretation von Absenzen aus. Definitionen, Messgrößen und Berechnungsgrundlagen können zwischen Organisationen variieren, etwa hinsichtlich der Berücksichtigung von Teilabsenzen, der Definition von Abwesenheitstagen oder der Berechnung von Absenzquoten. Diese Unterschiede erschweren die Vergleichbarkeit von Absenzdaten sowohl innerhalb eines Landes als auch im internationalen Kontext (Hensing, 2004; Whitaker, 2001).

Vor diesem Hintergrund gelten in der vorliegenden Arbeit krankheitsbedingte Absenzen von mindestens 30 aufeinanderfolgenden Kalendertagen als Langzeitabsenzen. Diese Schwelle orientiert sich an einer in der internationalen Forschung verbreiteten Abgrenzung und entspricht zugleich zentralen zeitlichen Bezugspunkten des schweizerischen Arbeits- und Versicherungssystems. Zudem entspricht sie gängigen betrieblichen Unterscheidungen zwischen kurzfristigen, zeitlich gut abschätzbaren Absenzen und länger andauernden beziehungsweise hinsichtlich ihrer Dauer schwer prognostizierbaren Arbeitsunfähigkeiten (SUVA, 2023).

Insgesamt verdeutlichen die rechtlichen, versicherungsbezogenen und organisatorischen Rahmenbedingungen, dass krankheitsbedingte Absenzen stets im jeweiligen institutionellen Kontext interpretiert werden müssen. Für die vorliegende Arbeit ist dies insbesondere relevant, da die untersuchten Absenzdaten aus einer Schweizer Organisation stammen und somit durch die beschriebenen Rahmenbedingungen geprägt werden.

2.6 Forschungsstand

Aufbauend auf den bisherigen theoretischen Überlegungen stellt sich die Frage, wie sich krankheitsbedingte Absenzen über die Zeit entwickeln und welche typischen Verlaufsmuster sich dabei erkennen lassen. Zur Beantwortung dieser Frage wurden in den vergangenen Jahren sowohl die empirische Forschung zu Absenzverläufen als auch die dafür eingesetzten Analysemethoden kontinuierlich weiterentwickelt.

Das folgende Kapitel gibt zunächst einen Überblick über zentrale Methoden zur Analyse von Absenzverläufen. Anschliessend werden ausgewählte empirische Studien zu krankheitsbedingten Absenzen dargestellt.

2.6.1 Methoden zur Analyse von Absenzverläufen

Die Analyse krankheitsbedingter Absenzen hat in den vergangenen Jahren deutlich an Bedeutung gewonnen. Gleichzeitig weisen Krankheitsabsenzdaten eine komplexe Struktur auf, da Absenzen hinsichtlich ihrer Häufigkeit, Dauer und zeitlichen Entwicklung zwischen Individuen erheblich variieren können (Duchemin & Hocine, 2020). Wie in Kapitel 2.4 dargestellt, entwickeln sich Krankheitsabsenzen im Zusammenspiel von Belastungs-, Ressourcen- und Bewältigungsprozessen über die Zeit. Die Untersuchung von Absenzverläufen erfordert daher Analyseverfahren, welche diese Dynamik adäquat abbilden können.

Ein grosser Teil der bisherigen Forschung basiert jedoch auf vereinfachten dichotomen Abwesenheitsindikatoren, bei denen lediglich zwischen „abwesend“ und „nicht abwesend“ unterschieden wird. Darüber hinaus erfolgt die Analyse häufig anhand querschnittlicher Ansätze zu einem einzelnen Messzeitpunkt oder mittels ereignisbezogener Verfahren wie der Cox-Regression. Solche Studiendesigns ermöglichen zwar die Untersuchung bestimmter Zusammenhänge, bilden zeitliche Entwicklungen und individuelle Absenzverläufe jedoch nur eingeschränkt ab (Legha et al., 2025).

Für die Untersuchung dynamischer Prozesse erscheinen daher Längsschnittdaten besonders geeignet, da sie Veränderungen sowie individuelle Entwicklungen über mehrere Messzeitpunkte hinweg erfassen können. Im Gegensatz dazu liefern Querschnittsanalysen lediglich eine Momentaufnahme und erlauben nur begrenzte Aussagen über die zeitliche Entwicklung krankheitsbedingter Absenzen (Caruana, Roman, Hernández-Sánchez & Solli, 2015).

Traditionelle Analyseansätze gehen häufig davon aus, dass die Zusammenhänge zwischen verschiedenen Einflussfaktoren für alle Personen gleichermassen gelten. Neuere personenorientierte Ansätze stellen diese Annahme jedoch infrage und betonen, dass individuelle Unterschiede in Absenzmustern und Entwicklungsverläufen durch aggregierte Analysen nur unzureichend erfasst werden können (Kongsted & Nielsen, 2017). Während variablenorientierte Verfahren wie Regressionsanalysen, Faktorenanalysen oder Strukturgleichungsmodelle primär Zusammenhänge zwischen Variablen untersuchen, zielen personenorientierte Ansätze wie Clusteranalysen, Latent-Class-Analysen oder Finite-Mixture-Modelle (FMM) auf die Identifikation von Gruppen mit ähnlichen Merkmalen oder Entwicklungsverläufen ab. Personen werden dabei anhand ihrer individuellen Antwort- oder Verlaufsmuster zu möglichst homogenen Subgruppen zusammengefasst (Jung & Wickrama, 2008). Die Identifikation solcher Gruppen wird daher häufig einer personenorientierten Forschungsperspektive zugeordnet. Gleichzeitig werden die identifizierten Gruppen in vielen Studien genutzt, um Zusammenhänge mit Kovariaten oder späteren Ergebnissen zu untersuchen. Dadurch können die Gruppenzugehörigkeiten selbst Gegenstand variablenorientierter Analysen werden. Personen- und variablenorientierte Ansätze sollten daher eher als unterschiedliche Forschungsperspektiven verstanden werden und nicht als strikt getrennte methodische Kategorien (Herle et al., 2020).

In den vergangenen Jahren verlagerte sich die Modellierung von Längsschnittdaten zunehmend auf die Identifikation typischer Trajektorien innerhalb einer Population (Herle et al., 2020). Hierfür werden Trajektorienanalysen eingesetzt, welche die Identifikation latenter Gruppen

von Individuen mit ähnlichen Entwicklungen über die Zeit ermöglichen (Van Der Nest et al., 2020). Diese Verfahren basieren auf wiederholten Messungen über mehrere Zeitpunkte hinweg, anhand derer individuelle Veränderungsverläufe modelliert und charakteristischen Entwicklungsmustern zugeordnet werden können (Walsh et al., 2020).

Neben ihrer zeitlichen Dynamik sollten krankheitsbedingte Absenzen auch als mehrdimensionale Phänomene betrachtet werden. Wie in Kapitel 2.5.2 dargestellt, erfassen die Dimensionen Häufigkeit und Dauer unterschiedliche Aspekte des Absenzgeschehens (Duchemin & Hocine, 2020). Die Untersuchung von Absenzverläufen erfordert daher Verfahren, welche sowohl individuelle Entwicklungen über die Zeit als auch verschiedene Dimensionen krankheitsbedingter Absenzen berücksichtigen können.

2.6.2 Empirische Studien zu Absenzverläufen

Die beschriebenen methodischen Entwicklungen haben wesentlich dazu beigetragen, krankheitsbedingte Absenzen als individuelle Verläufe über die Zeit zu untersuchen. Im Folgenden werden zentrale empirische Studien zu Absenzverläufen dargestellt und hinsichtlich ihrer Erkenntnisse sowie ihrer methodischen und inhaltlichen Schwerpunkte eingeordnet.

Insbesondere FMM werden zunehmend zur Analyse von Längsschnittdaten mit wiederholten Messungen eingesetzt (Van Der Nest et al., 2020). Ausserdem werden Dauer und Häufigkeit von Absenzen vermehrt gemeinsam modelliert, wobei insbesondere Multi-State-Modelle und Trajektorienanalysen Anwendung finden (Duchemin & Hocine, 2020). Seit der Veröffentlichung der Übersichtsarbeit von Nagin und Odgers (2010) ist zudem die Anwendung des GBTM in der klinischen Psychologie und Medizin exponentiell angestiegen (Nagin, Jones & Elmer, 2024).

Die in Anhang C dargestellte Übersicht fasst zentrale Studien zur Untersuchung allgemeiner krankheitsbedingter Absenzverläufe mittels GBTM und Group-Based Multi-Trajectory Modeling (GBMTM) zusammen. Die bisherigen Befunde zeigen, dass sich wiederholt unterschiedliche Absenztrajektorien identifizieren lassen, die sich beispielsweise hinsichtlich ihres Niveaus, ihrer Stabilität oder ihrer Entwicklung über die Zeit unterscheiden.

Neben Untersuchungen zu krankheitsbedingten Absenzen unabhängig von der zugrunde liegenden Diagnose finden sich zahlreiche Studien zu spezifischen Krankheitsbildern. Diese befassen sich insbesondere mit psychischen Erkrankungen (Alaie, Svedberg, Ropponen & Narusyte, 2025; Amin, Bjorkenstam, Helgesson & Mittendorfer-Rutz, 2024; Legha et al., 2025; Salmela et al., 2025), muskuloskelettalen Beschwerden (Legha et al., 2025; Pekkala et al., 2017; Rysstad, Grotle, Aasdahl, Dunn & Tveter, 2023) oder weiteren Erkrankungen (Bosma et al., 2022; Hou et al., 2012; Wang et al., 2018).

Trotz der zunehmenden Zahl an Trajektorienstudien weist die bisherige Forschung weiterhin mehrere inhaltliche und methodische Einschränkungen auf. Auffällig ist zunächst die regionale Konzentration der vorhandenen Evidenz. Ein Grossteil der identifizierten Studien stammt aus skandinavischen Ländern, insbesondere aus Finnland, Schweden und Dänemark. Im Rahmen der Literaturrecherche konnten hingegen nur wenige Untersuchungen identifiziert werden, welche Trajektorien krankheitsbedingter Absenzen im deutschsprachigen Raum analysieren. Da Definition,

Erfassung und versicherungsrechtliche Rahmenbedingungen von Krankheitsabsenzen zwischen Ländern erheblich variieren können, ist die Übertragbarkeit bestehender Befunde auf andere Kontexte nur eingeschränkt möglich (Hensing, 2004; Hensing, 2010).

Darüber hinaus konzentrieren sich zahlreiche Studien auf spezifische Altersgruppen (Lallukka et al., 2019; Sørensen et al., 2025; Suur-Uski et al., 2023; Suur-Uski et al., 2024) oder einzelne Berufsgruppen (Farrants et al., 2018; Krutova et al., 2022). Viele Untersuchungen basieren zudem auf Registerdaten aus öffentlichen Institutionen oder dem kommunalen Sektor (Hiilamo et al., 2019; Suur-Uski et al., 2023; Suur-Uski et al., 2024). Entsprechend fokussiert sich ein grosser Teil der bisherigen Forschung auf Mitarbeitende des Gesundheitswesens und des öffentlichen Sektors (Duchemin & Hocine, 2020). Gleichzeitig weisen bestehende Befunde darauf hin, dass sich Absenzverläufe zwischen Wirtschaftssektoren unterscheiden können. So zeigen Virtanen et al. (2017), dass Mitarbeitende im Industriesektor häufiger mittlere und hohe Absenztrajektorien aufweisen als kommunale Mitarbeitende.

Neben den genannten Einschränkungen zeigt sich auch auf methodischer Ebene, dass ein Grossteil der bisherigen Studien Absenzverläufe eindimensional untersucht hat, indem entweder die Häufigkeit von Absenzepisoden oder deren Dauer betrachtet wurde (Sørensen et al., 2025). Nur wenige Untersuchungen berücksichtigen beide Dimensionen gleichzeitig und setzen hierfür GBMTM ein (Meling, Baste, Ruths, Anderssen & Haukenes, 2025; Sørensen et al., 2025).

Insgesamt verdeutlicht die bisherige Forschung, dass sich krankheitsbedingte Absenzen durch unterschiedliche Verlaufsmuster charakterisieren lassen und dass Trajektorienanalysen einen wichtigen Beitrag zum Verständnis dieser Verläufe leisten können. Darüber hinaus unterscheiden sich die bisherigen Studien hinsichtlich der untersuchten Populationen, Untersuchungskontexte und methodischen Zugänge.

2.7 Forschungslücke

Die bisherige Forschung hat wichtige Erkenntnisse zu krankheitsbedingten Absenzverläufen geliefert. Gleichzeitig bestehen hinsichtlich der untersuchten Kontexte, Populationen und methodischen Ansätze weiterhin mehrere Forschungslücken.

Erstens stammt ein Grossteil der bisherigen Evidenz aus skandinavischen Ländern und basiert überwiegend auf nationalen Registerdaten. Da Definition, Erfassung und versicherungsrechtliche Rahmenbedingungen von Krankheitsabsenzen international variieren, ist bislang weitgehend unklar, inwieweit sich die bisherigen Befunde auf den schweizerischen Kontext übertragen lassen.

Zweitens konzentriert sich die bestehende Forschung häufig auf Mitarbeitende des öffentlichen Sektors oder auf spezifische Berufsgruppen, insbesondere im Gesundheits- und Verwaltungsbereich. Demgegenüber liegen nur wenige Erkenntnisse zu Absenzverläufen in privatwirtschaftlichen Unternehmen vor. Zudem sind Mitarbeitende der körperlich-operativen Tätigkeitsgruppe im Vergleich zur kognitiv-administrativen Tätigkeitsgruppe bislang unterrepräsentiert, obwohl sich die Tätigkeitsgruppen hinsichtlich ihrer Arbeitsanforderungen, Arbeitsressourcen und gesundheitlichen Risiken unterscheiden können.

Drittens werden krankheitsbedingte Absenzen bislang überwiegend eindimensional untersucht, indem entweder die Häufigkeit von Absenzepisoden oder deren Dauer betrachtet wird. Studien, welche beide Dimensionen gleichzeitig modellieren und dadurch ein differenzierteres Verständnis von Absenzverläufen ermöglichen, sind bislang vergleichsweise selten.

Viertens fokussieren viele Untersuchungen auf bereits bestehende Langzeitabsenzen oder spezifische Diagnosegruppen. Demgegenüber wurde die Entwicklung krankheitsbedingter Absenzen im Vorfeld von Langzeitabsenzen bislang nur begrenzt untersucht, obwohl gerade diese Phase für die Identifikation möglicher Frühwarnmuster und präventiver Massnahmen von besonderer Bedeutung sein könnte.

Insgesamt zeigt sich, dass weiterer Forschungsbedarf hinsichtlich der Untersuchung krankheitsbedingter Absenzverläufe in privatwirtschaftlichen Unternehmen im Schweizer Kontext besteht. Insbesondere erscheint eine differenzierte Betrachtung von Häufigkeit und Dauer von Absenzen sowie der Vergleich verschiedener Tätigkeitsgruppen geeignet, bestehende Erkenntnisse zu erweitern und zu einem vertieften Verständnis von Absenzverläufen im Vorfeld von Langzeitabsenzen beizutragen.

3 Zielsetzung und Fragestellung

Die aufgezeigten Forschungslücken verdeutlichen die Notwendigkeit einer differenzierten Untersuchung krankheitsbedingter Absenzverläufe im Schweizer Kontext. Ausgehend von den theoretischen Grundlagen, dem aktuellen Forschungsstand sowie dem identifizierten Forschungsbedarf werden im folgenden Kapitel die Zielsetzung der Arbeit, die daraus abgeleiteten Forschungsfragen sowie die inhaltlichen und methodischen Abgrenzungen dargestellt.

3.1 Zielsetzung

Im Mittelpunkt der vorliegenden Arbeit steht die Untersuchung zeitlicher Verlaufsmuster krankheitsbedingter Absenzen im Vorfeld von Langzeitabsenzen.

Auf wissenschaftlicher Ebene zielt die Arbeit darauf ab, zu prüfen, ob sich in den zwölf Monaten vor einer Langzeitabsenz unterschiedliche Trajektorien krankheitsbedingter Absenzen identifizieren lassen. Dadurch soll die bestehende Evidenz zu Absenzverläufen erweitert werden, insbesondere durch die Untersuchung von Mitarbeitenden eines Schweizer Unternehmens und damit eines Kontextes, der in der bisherigen Forschung nur begrenzt berücksichtigt wurde. Darüber hinaus leistet die Arbeit einen Beitrag zur Trajektorienforschung, indem krankheitsbedingte Absenzen nicht eindimensional, sondern unter Berücksichtigung der beiden Absenzdimensionen Häufigkeit und Dauer analysiert werden. Ergänzend wird untersucht, inwiefern sich die Zugehörigkeit zu unterschiedlichen Absenztrajektorien nach Geschlecht, Tätigkeitsgruppe und Alter unterscheidet. Die Berücksichtigung der Tätigkeitsgruppe erscheint dabei besonders relevant, da körperlich-operative und kognitiv-administrative Tätigkeitsgruppen mit unterschiedlichen Anforderungs- und Ressourcenprofilen verbunden sein können. Insgesamt soll dadurch ein vertieftes Verständnis der Entwicklung krankheitsbedingter Absenzen im Vorfeld von Langzeitabsenzen gewonnen werden.

Auf praktischer Ebene sollen Hinweise auf mögliche Frühwarnmuster krankheitsbedingter Absenzen identifiziert werden, die mit einem erhöhten Risiko für das Auftreten von Langzeitabsenzen verbunden sein könnten. Die gewonnenen Erkenntnisse sollen zur Entwicklung und Weiterentwicklung präventiver Massnahmen im Rahmen des betrieblichen Gesundheitsmanagements beitragen. Gleichzeitig sollen sie Organisationen eine differenziertere Interpretation von Absenzdaten ermöglichen und die gezielte Ausrichtung präventiver Strategien auf unterschiedliche Mitarbeitendengruppen unterstützen.

3.2 Fragestellung

Ausgehend von der beschriebenen Zielsetzung ergibt sich folgende übergeordnete Fragestellung:

«Welche zeitlichen Muster krankheitsbedingter Absenzen lassen sich im Jahr vor einer Langzeitabsenz identifizieren, und inwiefern unterscheiden sich diese Muster nach Geschlecht, Tätigkeitsgruppe und Alter?»

Zur Beantwortung dieser Fragestellung werden folgende Forschungsfragen untersucht:

F1: Welche unterschiedlichen Verlaufsmuster krankheitsbedingter Absenzen in Bezug auf Häufigkeit und Dauer lassen sich in den zwölf Monaten vor einer Langzeitabsenz (≥ 30 Tage) bei Mitarbeitenden eines Schweizer Logistikunternehmens identifizieren?

F2: Inwiefern variiert die Wahrscheinlichkeit der Zugehörigkeit zu den identifizierten Absenztrajektorien nach Geschlecht?

F3: Inwiefern variiert die Wahrscheinlichkeit der Zugehörigkeit zu den identifizierten Absenztrajektorien nach Tätigkeitsgruppe?

F4: Inwiefern variiert die Wahrscheinlichkeit der Zugehörigkeit zu den identifizierten Absenztrajektorien nach Alter?

3.3 Abgrenzung

Die vorliegende Arbeit unterliegt mehreren inhaltlichen und methodischen Abgrenzungen, die bei der Interpretation der Ergebnisse zu berücksichtigen sind.

Erstens beschränkt sich die Untersuchung auf krankheitsbedingte Absenzen, die vom Unternehmen als solche erfasst wurden. Andere Formen von Abwesenheiten, beispielsweise unfallbedingte, familiäre oder organisatorische Absenzen, werden nicht berücksichtigt.

Zweitens basiert die Analyse ausschliesslich auf registerbasierten Sekundärdaten eines Schweizer Logistikunternehmens. Die Ergebnisse sind daher nur eingeschränkt auf andere Unternehmen, Branchen oder nationale Kontexte übertragbar. Zudem können subjektive Einschätzungen der Mitarbeitenden, medizinische Diagnosen sowie psychosoziale Belastungs- und Ressourcenfaktoren aufgrund der Datenbasis nicht direkt in die Untersuchung einbezogen werden.

Drittens fokussiert sich die Arbeit auf Mitarbeitende, bei denen im Untersuchungszeitraum mindestens eine Langzeitabsenz von mindestens 30 Kalendertagen auftrat. Aussagen über Mitarbeitende ohne Langzeitabsenzen sind daher nicht Gegenstand der Untersuchung.

Viertens wird der Betrachtungszeitraum auf die zwölf Monate vor dem Eintritt der Langzeitabsenz begrenzt. Längere zeitliche Verläufe, Verläufe während der Langzeitabsenz sowie Entwicklungen nach der Rückkehr an den Arbeitsplatz werden nicht analysiert.

Fünftens erlaubt das gewählte Studiendesign keine kausalen Aussagen über die Zusammenhänge zwischen Arbeitsbedingungen und krankheitsbedingten Absenzen.

4 Methodisches Vorgehen

Zur Beantwortung der Forschungsfragen wird im folgenden Kapitel das methodische Vorgehen der vorliegenden Untersuchung beschrieben. Zunächst werden das Untersuchungsdesign, die Stichprobe sowie die Datengrundlage vorgestellt. Anschliessend werden die eingesetzten Analyseverfahren erläutert, wobei insbesondere auf das GBTM und das GBDTM eingegangen wird. Darauf aufbauend werden die verwendete Software, die Operationalisierung der Variablen sowie die einzelnen Schritte der Datenaufbereitung beschrieben. Abschliessend wird das konkrete Vorgehen der Datenanalyse dargestellt.

4.1 Untersuchungsdesign

Die vorliegende Arbeit basiert auf einem anwendungswissenschaftlichen Forschungsansatz und wurde als unabhängige wissenschaftliche Untersuchung unter Berücksichtigung der methodischen Grundsätze empirischer Sozialforschung nach Döring (2023) durchgeführt.

Methodisch handelte es sich um eine quantitative, nicht-experimentelle Feldstudie, die unter realen betrieblichen Bedingungen durchgeführt wurde. Als anwendungsorientierte Untersuchung verfolgte sie das Ziel, zeitliche Verlaufsmuster krankheitsbedingter Absenzen zu identifizieren und zu beschreiben sowie daraus Implikationen für betriebliche Präventions- und Interventionsmassnahmen abzuleiten.

Obwohl bereits Studien zu Trajektorien krankheitsbedingter Absenzen vorliegen, wurden unternehmensinterne Absenzdaten bislang vergleichsweise selten untersucht. Die vorliegende Arbeit erweitert die bestehende Forschung daher um Befunde auf Grundlage betrieblicher Routinedaten.

Da weder eine Randomisierung noch eine experimentelle Manipulation der Variablen vorgenommen wurde, wurde die Untersuchung dem nicht-experimentellen Forschungsdesign zugeordnet. Die Untersuchung basierte auf tatsächlich erfassten krankheitsbedingten Absenzen von Mitarbeitenden eines Schweizer Logistikunternehmens und ermöglichte damit die Analyse von Absenzverläufen unter realen betrieblichen Bedingungen.

Die Studie folgte einem retrospektiven Längsschnittdesign zur Untersuchung zeitlicher Verläufe krankheitsbedingter Absenzen im Vorfeld von Langzeitabsenzen. Zur Identifikation unterschiedlicher Absenztrajektorien wurde ein Beobachtungszeitraum von zwölf Monaten vor dem Eintritt einer Langzeitabsenz herangezogen.

Wie in den Kapitel 2.4 und 2.5 dargestellt, weisen krankheitsbedingte Absenzverläufe eine erhebliche Heterogenität auf und können unterschiedliche Entwicklungsmuster annehmen. Vor diesem Hintergrund wurde ein personenzentrierter Analyseansatz gewählt, der die Identifikation latenter Verlaufsmuster im Vorfeld von Langzeitabsenzen ermöglicht.

Als Datengrundlage dienten die im Unternehmen erfassten krankheitsbedingten Absenzen aus dem Zeitraum von Januar 2022 bis Dezember 2025. Die Definition der Analysestichprobe sowie die zugrunde liegenden Ein- und Ausschlusskriterien werden in den folgenden Kapiteln näher erläutert.

4.2 Stichprobe

Die Untersuchung basierte auf Routinedaten eines Schweizer Logistikunternehmens. Das Unternehmen beschäftigte im Zeitraum von 2022 bis 2025 zwischen 1'329 und 1'518 Vollzeitstellen. Die Belegschaft umfasste sowohl körperlich-operative als auch kognitiv-administrative Tätigkeitsgruppen. Der Frauenanteil lag im Untersuchungszeitraum konstant zwischen 20 % und 22 %. Das durchschnittliche Alter der Mitarbeitenden betrug im Jahr 2025 43 Jahre (interne Unternehmensdaten, 2025).

Für die vorliegende Untersuchung wurden Mitarbeitende berücksichtigt, bei denen zwischen dem 1. Januar 2023 und dem 31. Dezember 2025 eine Langzeitabsenz von 30 oder mehr aufeinanderfolgenden Kalendertagen vorlag. Zudem musste für alle Mitarbeitenden ein vollständiger Beobachtungszeitraum von zwölf Monaten vor Beginn der Langzeitabsenz verfügbar sein. Die detaillierte Herleitung der Analysestichprobe sowie die angewandten Ein- und Ausschlusskriterien werden in Kapitel 4.7.4 beschrieben.

Die finale Studienpopulation umfasste 307 Mitarbeitende. Davon waren 220 (72 %) männlich und 87 (28 %) weiblich. Mit 81 % ($n = 248$) gehörte der überwiegende Teil der Stichprobe der körperlich-operativen Tätigkeitsgruppe an, während 19 % ($n = 59$) der kognitiv-administrativen Tätigkeitsgruppe zugeordnet waren. Hinsichtlich der Altersstruktur stellte die Gruppe der über 55-Jährigen mit 34 % ($n = 105$) den grössten Anteil der Stichprobe dar. Eine Übersicht über die Zusammensetzung der Studienpopulation findet sich in Tabelle 1.

Tabelle 1

Beschreibung der Studienpopulation

Merkmal	n (%)
<i>Geschlecht</i>	
Männlich	220 (72)
Weiblich	87 (28)
<i>Tätigkeitsgruppe</i>	
Kognitiv-administrative	59 (19)
Körperlich-operative	248 (81)
<i>Alter</i>	
< 35 Jahre	54 (18)
35–44 Jahre	76 (25)
45–54 Jahre	72 (23)
≥ 55 Jahre	105 (34)

Anmerkungen. $N = 307$.

4.3 Datengrundlage

Im Folgenden werden die Datengrundlage, die Datenerhebung sowie die mit den verwendeten Routinedaten verbundenen Stärken und Einschränkungen beschrieben.

Die Datengrundlage umfasste sämtliche im Unternehmen dokumentierten krankheitsbedingten Absenzen festangestellter Mitarbeitender im Zeitraum vom 1. Januar 2022 bis zum 31. Dezember 2025.

Krankheitsbedingte Absenzen werden im Unternehmen über ein standardisiertes administratives Verfahren erfasst. Mitarbeitende melden ihre Arbeitsunfähigkeit der vorgesetzten Person, worauf die Erfassung in den betrieblichen Personalsystemen erfolgt. Gemäss Personalreglement ist grundsätzlich ab dem vierten Kalendertag der Arbeitsunfähigkeit ein ärztliches Zeugnis vorzulegen (interne Unternehmensdaten, 2025). Die Dokumentation umfasst sowohl Beginn und Ende der Arbeitsunfähigkeit als auch den jeweiligen Grad der Arbeitsunfähigkeit in Prozent.

Entsprechend der in Kapitel 2.5 dargestellten Abgrenzung wurden für die Untersuchung ausschliesslich krankheitsbedingte Absenzen berücksichtigt. Die Absenzen wurden kalenderbasiert erfasst und umfassen somit auch Wochenend- und Feiertage, was bei der Interpretation der Absenzdauer zu berücksichtigen ist.

Das Unternehmen stellte sämtliche krankheitsbedingten Absenzen im Zeitraum von Januar 2022 bis Dezember 2025 in Form einer Excel-Datei zur Verfügung. Jede Zeile des Datensatzes repräsentierte einen einzelnen Krankheitsfall. Der Rohdatensatz enthielt unter anderem eine Personalnummer sowie Angaben zu Geburtsdatum, Anstellungsdatum, Geschlecht, Beschäftigungsgrad, Austrittsdatum und beruflicher Tätigkeit. Zusätzlich waren Informationen zur Absenzart, zum Beginn und Ende der Absenz sowie zum Grad der Arbeitsunfähigkeit enthalten.

Die Verwendung registerbasierter Routinedaten bietet für die Untersuchung krankheitsbedingter Absenzen besondere Vorteile, da Absenzereignisse kontinuierlich erfasst werden und keine retrospektiven Selbstauskünfte der Mitarbeitenden erforderlich sind. Gleichzeitig sind mit dieser Datengrundlage verschiedene Einschränkungen verbunden, die bei der Interpretation der Ergebnisse berücksichtigt werden müssen. Erstens enthielten die Daten keine systematisch erfassten medizinischen Diagnosen. Dadurch war keine differenzierte Analyse spezifischer Erkrankungen oder diagnostischer Gruppen möglich. Zudem lagen keine Informationen zu psychosozialen Belastungs- und Ressourcenfaktoren vor. Zweitens erfassten die Daten ausschliesslich dokumentierte krankheitsbedingte Absenzen. Formen eingeschränkter Arbeitsfähigkeit ohne formale Absenz, beispielsweise Präsentismus, konnten daher nicht berücksichtigt werden. Die Untersuchung berücksichtigte ausschliesslich tatsächlich eingetretene und administrativ erfasste krankheitsbedingte Absenzen. Drittens basierten die Daten auf administrativen Erfassungsprozessen im betrieblichen Alltag. Unterschiede im Meldeverhalten von Mitarbeitenden oder in der administrativen Erfassung durch vorgesetzte Personen konnten daher nicht vollständig ausgeschlossen werden. Da für krankheitsbedingte Kurzabsenzen bis zu drei Kalendertagen kein Arztzeugnis erforderlich war, bestand möglicherweise eine geringere Schwelle zur Meldung kurzfristiger Absenzen, was die erfasste Absenzhäufigkeit und Absenzdauer beeinflusst haben könnte. Trotz dieser Einschränkungen bot die Datengrundlage den Vorteil, dass krankheitsbedingte Absenzen unabhängig von retrospektiven Selbstauskünften dokumentiert wurden und dadurch Erinnerungsverzerrungen reduziert werden konnten.

Die Untersuchung basierte auf einer Vollerhebung aller im definierten Zeitraum dokumentierten krankheitsbedingten Absenzen innerhalb des Unternehmens. Zum Schutz der Persönlichkeitsrechte der Mitarbeitenden wurden vor der Datenübergabe sämtliche direkt identifizierenden Merkmale wie Name und Vorname entfernt. Die im Rohdatensatz enthaltene Personalnummer diente ausschliesslich der eindeutigen Zuordnung mehrerer Absenzen zu einzelnen Mitarbeitenden und war für die Durchführung der Längsschnittanalyse erforderlich. Für die Analyse wurde sie durch ein neu generiertes Identifikationssystem ersetzt. Die Zuordnung zwischen ursprünglicher Personalnummer und neu vergebener Identifikationsnummer war ausschliesslich der Autorin bekannt und wurde nicht an das untersuchte Unternehmen weitergegeben. Eine Re-Identifikation einzelner Mitarbeitender durch das Unternehmen war somit ausgeschlossen. Die Analyse basierte folglich auf pseudonymisierten Registerdaten.

Die Längsschnittstruktur der vorliegenden Absenzdaten bildet die Grundlage für die Untersuchung individueller Absenzverläufe und die Identifikation unterschiedlicher Verlaufsmuster im Vorfeld von Langzeitabsenzen. Die hierfür eingesetzten Analyseverfahren werden im folgenden Kapitel erläutert.

4.4 Analyseverfahren

Zur Beantwortung der Forschungsfragen werden gruppenbasierte Trajektorienmodelle eingesetzt. Ziel ist die Untersuchung, ob sich in den zwölf Monaten vor einer Langzeitabsenz unterschiedliche Verlaufsmuster krankheitsbedingter Absenzen erkennen lassen. Dabei sollen nicht durchschnittliche Entwicklungen innerhalb der Gesamtpopulation untersucht werden, sondern Gruppen von Mitarbeitenden mit ähnlichen Absenzverläufen identifiziert werden.

Methodisch werden hierfür Verfahren aus der Familie der FMM herangezogen. Diese Modellklasse geht davon aus, dass eine Population aus mehreren latenten Gruppen bestehen kann, die sich hinsichtlich ihrer zeitlichen Entwicklungsverläufe unterscheiden. Dadurch können innerhalb einer insgesamt heterogenen Population Gruppen mit ähnlichen Verlaufsmustern identifiziert und beschrieben werden (Herle et al., 2020; Van Der Nest et al., 2020).

Innerhalb der FMM existieren verschiedene Ansätze zur Modellierung von Entwicklungsverläufen. Während Growth Mixture Models neben gruppenspezifischen Entwicklungsverläufen auch individuelle Abweichungen innerhalb der jeweiligen Gruppen berücksichtigen, gehen Latent Class Growth Analysis (LCGA) von homogenen Gruppen aus, indem die innerhalb der Gruppen vorhandene Variabilität eingeschränkt wird (Herle et al., 2020; Van Der Nest et al., 2020). Das GBTM stellt eine spezifische Anwendung der LCGA dar (Van Der Nest et al., 2020) und dient der Identifikation einer begrenzten Anzahl von Personengruppen, die über Alter oder Zeit hinweg vergleichbare Entwicklungsverläufe eines einzelnen Merkmals oder Verhaltens aufweisen (Nagin, Jones, Passos & Tremblay, 2018).

In der vorliegenden Arbeit wird zunächst ein univariates GBTM eingesetzt, um getrennt für Absenzhäufigkeit und Absenzdauer zu untersuchen, ob sich im Jahr vor der Langzeitabsenz unterschiedliche Trajektorien identifizieren lassen. Anschliessend wird ein GBDTM verwendet, um die gemeinsame Entwicklung beider Absenzdimensionen sowie deren Zusammenhänge abzubilden.

Damit ermöglicht die gewählte Vorgehensweise sowohl die Identifikation typischer Absenzverläufe als auch die Analyse ihrer wechselseitigen Beziehungen. Die theoretischen und methodischen Grundlagen der beiden Verfahren werden in den folgenden Unterkapiteln dargestellt.

4.4.1 Group-Based Trajectory Modeling

Das GBTM stellt eine spezifische Anwendung der LCGA dar und basiert auf der Annahme, dass sich innerhalb einer Population unterschiedliche latente Gruppen mit ähnlichen Entwicklungstrajektorien identifizieren lassen (Nagin & Odgers, 2010; Van Der Nest et al., 2020). Dabei dient die Maximum-Likelihood-Methode der Schätzung der Modellparameter (Nagin et al., 2018).

Eine Trajektorie beschreibt den zeitlichen Verlauf eines bestimmten Phänomens, beispielsweise eines Verhaltens, eines Gesundheitsindikators oder eines biologischen Prozesses (Nagin, 2014). Die Trajektoriengruppen dienen der statistischen Zusammenfassung ähnlicher Entwicklungsverläufe innerhalb spezifischer Verteilungsbereiche. Dabei stellen diese Gruppen keine real existierenden Subpopulationen dar, sondern sind vielmehr als heuristische Annäherungen an die zugrunde liegende Datenstruktur zu verstehen. Dadurch lassen sich sowohl homogene Entwicklungsmuster als auch heterogene Verläufe mit unterschiedlichen Entwicklungsrichtungen innerhalb der Grundgesamtheit identifizieren (Nagin & Odgers, 2010).

Um unterschiedliche Entwicklungsverläufe adäquat abzubilden, müssen bei der Modellierung sowohl die Verteilungseigenschaften der Daten als auch die Form der zeitlichen Entwicklung berücksichtigt werden. Die statistische Auswertung klinischer Daten erweist sich dabei oft als komplex, da Krankheitssymptome selten einer Normalverteilung folgen und Zielvariablen häufig in dichotomer Form vorliegen. Moderne Softwarelösungen ermöglichen jedoch die Schätzung unterschiedlicher Verteilungsmodelle (Nagin & Odgers, 2010; Troiano Gomà et al., 2023). Die zeitliche Entwicklung der Trajektorien wird typischerweise über lineare, quadratische oder kubische Funktionen modelliert, wodurch unterschiedliche Verlaufsmuster flexibel abgebildet werden können (Diop et al., 2024; Troiano Gomà et al., 2023).

Ein zentraler Entscheidungsschritt innerhalb gruppenbasierter Modellierungsansätze besteht in der Festlegung der optimalen Anzahl an Trajektoriengruppen, um unterschiedliche Entwicklungsverläufe innerhalb der Stichprobe angemessen abzubilden. Zur Bewertung der Modellgüte werden verschiedene statistische Fit-Indizes herangezogen, darunter das Bayesian Information Criterion (BIC), das Akaike Information Criterion (AIC) sowie der Lo-Mendell-Rubin Likelihood Ratio Test (Nagin & Odgers, 2010; Nguena Nguetack et al., 2020; Serra, Farrants, Alexanderson, Ubalde & Lallukka, 2022). Der BIC gilt als ein zuverlässiger Fit-Indikator zur Bestimmung der Anzahl latenter Gruppen, wobei die Gefahr einer Überextraktion zusätzlicher Gruppen berücksichtigt werden sollte (Van Der Nest, Candel, Van Breukelen & Passos, 2025).

Zusätzlich sollte geprüft werden, ob die identifizierten Trajektoriengruppen eine ausreichende Klassifikationsqualität aufweisen. Hinweise auf eine angemessene Modellqualität liefern durchschnittliche posteriore Zugehörigkeitswahrscheinlichkeiten (Average Posterior Probability of Assignment, APPA) von über 70 % pro Gruppe, Odds der korrekten Klassifikation (Odds of Correct

Classification, OCC) von über 5.0 sowie Werte des Entropie-Informationskriterium (Entropy Information Criterion, EIC) über 0.5 (Nagin & Odgers, 2010; Lennon et al., 2018; Diop et al., 2024).

Die statistischen Fit-Indizes bieten jedoch lediglich eine Orientierungshilfe und ersetzen nicht die wissenschaftlich-inhaltliche Bewertung des Modells. Ziel der Modellauswahl ist daher nicht die ausschliessliche Optimierung einzelner Fit-Kriterien, sondern eine möglichst sparsame und zugleich inhaltlich sinnvolle Beschreibung der zugrunde liegenden Datenstruktur (Nagin & Odgers, 2010).

Ein Vorteil des GBTM liegt in der anschaulichen Darstellung der resultierenden Trajektorien, die sowohl grafisch als auch tabellarisch visualisiert werden können (Nagin, 2014). Die identifizierten Trajektoriengruppen sind dabei nicht als tatsächlich voneinander getrennte Subpopulationen zu interpretieren. Vielmehr stellen sie heuristische beziehungsweise statistische Annäherungen an die zugrunde liegende Datenstruktur dar, mit deren Hilfe ähnliche Entwicklungsverläufe innerhalb einer heterogenen Population zusammengefasst werden können (Nagin & Odgers, 2010). Ziel des Verfahrens ist folglich nicht die Bestimmung einer «wahren» Anzahl von Gruppen, sondern eine möglichst parsimonische und inhaltlich sinnvolle Beschreibung charakteristischer Muster in den Daten (Nagin & Odgers, 2010; Nagin et al., 2018). Während das GBTM die Entwicklung einer einzelnen Variable über die Zeit modelliert, erweitert das im folgenden Kapitel dargestellte GBDTM diesen Ansatz auf die gemeinsame Analyse zweier Verläufe über die Zeit.

4.4.2 Group-Based Dual Trajectory Modeling

Das GBDTM stellt eine Erweiterung des univariaten GBTM dar und ermöglicht die gemeinsame Analyse zweier Variablen im Zeitverlauf. Während das GBTM die Entwicklung einer einzelnen Variablen über die Zeit modelliert, erlaubt das GBDTM die Untersuchung der Zusammenhänge zwischen zwei parallelen Entwicklungsverläufen (Nagin, 2014; Nagin et al., 2024).

In der Fachliteratur wird dieser Ansatz teilweise auch als Dual Group-Based Trajectory Modeling oder Joint Trajectory Modeling bezeichnet (Nagin, 2014; Nagin et al., 2024; Van Der Nest et al., 2025). Im Rahmen dieser Arbeit werden diese Begriffe synonym verwendet und einheitlich unter der Abkürzung GBDTM zusammengefasst.

Die Trajektorien beider Variablen werden zunächst separat geschätzt und anschliessend über bedingte Wahrscheinlichkeiten miteinander verknüpft (Van Der Nest et al., 2025).

Zu den zentralen Ergebnissen des Verfahrens zählen die geschätzten Trajektorienformen beider Variablen, die Wahrscheinlichkeiten der Gruppenzugehörigkeit sowie die bedingten Wahrscheinlichkeiten zwischen den jeweiligen Trajektoriengruppen. Im Gegensatz zu aggregierten Zusammenhangsmassen ermöglicht das GBDTM somit eine differenzierte Analyse der Zusammenhänge zwischen den Entwicklungsverläufen zweier Variablen (Nagin et al., 2024).

Für die vorliegende Studie ist dieser Ansatz besonders geeignet, da krankheitsbedingte Absenzen sowohl durch ihre Häufigkeit als auch durch ihre Dauer charakterisiert werden. Während univariate Modelle beide Dimensionen getrennt betrachten, ermöglicht das GBDTM die Analyse ihrer gemeinsamen Entwicklung über die Zeit. Dadurch kann untersucht werden, welche Muster der Absenzhäufigkeit typischerweise mit bestimmten Mustern der Absenzdauer verbunden sind.

4.5 Software

Für die Umsetzung gruppenbasierter Trajektorienmodelle stehen verschiedene Softwarelösungen zur Verfügung (Nguena Nguetack et al., 2020). Diese unterscheiden sich insbesondere hinsichtlich der unterstützten Modelltypen, der verfügbaren Verteilungsannahmen, der Möglichkeiten zur Modellbewertung sowie der Umsetzung weiterführender Trajektorienmodelle (Van Der Nest et al., 2020). Eine Übersicht ausgewählter Softwarelösungen und ihrer Eigenschaften befindet sich in Anhang D. Die Gegenüberstellung verdeutlicht, dass insbesondere Unterschiede hinsichtlich der unterstützten Modelltypen, der möglichen abhängigen Variablen, der Berücksichtigung von Zufallseffekten, der verfügbaren Gütekriterien sowie der Umsetzung dualer und multivariater Trajektorienmodelle bestehen.

Vor dem Hintergrund dieser Unterschiede wurde für die vorliegende Arbeit die Software Stata mit dem traj-Plugin gewählt. Ausschlaggebend war dabei die Passung zwischen den Eigenschaften der Datengrundlage (vgl. Kapitel 4.3) und den Anforderungen der geplanten Analysen (vgl. Kapitel 4.4).

Da Absenzhäufigkeit und Absenzdauer unterschiedliche Verteilungseigenschaften aufweisen, erfordern sie unterschiedliche Modellfamilien innerhalb des Trajektorienansatzes. Das traj-Plugin unterstützt die Spezifikation verschiedener Verteilungen und ermöglicht dadurch eine an die Eigenschaften der jeweiligen Absenzdimension angepasste Modellierung.

Darüber hinaus orientiert sich die vorliegende Arbeit am klassischen GBTM nach Nagin (2005), bei dem die Heterogenität primär zwischen den Trajektoriengruppen und nicht innerhalb der Gruppen modelliert wird. Entsprechend werden keine gruppenspezifischen Zufallseffekte geschätzt. Das traj-Plugin wurde speziell für diesen Modellansatz entwickelt und bildet dessen zentrale Annahmen direkt ab.

Zudem umfasst das Analysekonzept sowohl die Identifikation von Trajektorien der einzelnen Absenzdimensionen mittels GBTM als auch die anschliessende Untersuchung ihrer gemeinsamen Entwicklung mittels GBDTM. Das traj-Plugin stellt für beide Analyseschritte etablierte Implementierungen zur Verfügung und ermöglicht damit die Untersuchung von Absenzhäufigkeit und Absenzdauer innerhalb eines konsistenten Analyseansatzes.

4.6 Variablen und Operationalisierung

In diesem Abschnitt wird erläutert, wie die zentralen Untersuchungsvariablen auf Basis der verfügbaren Absenzregisterdaten operationalisiert wurden. Die Operationalisierung folgt der in Kapitel 2.5 dargestellten Konzeptualisierung krankheitsbedingter Absenzen.

Die Absenzhäufigkeit wurde gemäss Kapitel 2.5.2.1 als Anzahl krankheitsbedingter Absenzepisoden pro Mitarbeitenden und Monat operationalisiert. Eine Absenzepisode wurde dabei als zusammenhängender Zeitraum krankheitsbedingter Arbeitsunfähigkeit definiert.

Entsprechend Kapitel 2.5.2.2 wurde die Absenzdauer als Anzahl krankheitsbedingter Netto-Absentzstage operationalisiert, um unterschiedliche Grade der Arbeitsunfähigkeit zu berücksichtigen (Hensing et al., 1998; Farrants et al., 2018).

Die zeitliche Dimension wurde durch zwölf monatliche Beobachtungszeitpunkte im Jahr vor Eintritt der Langzeitabsenz operationalisiert. Die Variablen pre1 bis pre12 repräsentieren die monatlichen Beobachtungszeitpunkte, wobei pre1 den Monat unmittelbar vor Eintritt der Langzeitabsenz und pre12 den zwölften Monat davor bezeichnet.

Neben den Trajektorienvariablen wurden mit Geschlecht, Alter bei Eintritt der Langzeitabsenz sowie Tätigkeitsgruppe zusätzliche soziodemografische und arbeitsbezogene Merkmale berücksichtigt. Diese Variablen dienen der Beschreibung der Stichprobe sowie der Charakterisierung der identifizierten Trajektoriengruppen.

In der bivariaten Trajektorienanalyse bilden Absenzhäufigkeit und Absenzdauer die abhängigen Variablen, deren Entwicklungsverläufe über die Zeit modelliert werden. Tabelle 2 gibt einen Überblick über die in der Analyse verwendeten Variablen sowie deren Operationalisierung und Skalierung.

Tabelle 2

Übersicht der verwendeten Variablen und ihrer Operationalisierung

Variablenkategorie	Variable	Beschreibung	Ausprägung
Identifikation	ID	Anonymisierte Personenidentifikation	numerisch
Soziodemografische Merkmale	Geschlecht	Geschlecht der Person	M = männlich, W = weiblich
	Alter bei Eintritt Langzeitabsenz	Alter der Person beim Eintritt der Langzeitabsenz	Jahre
	Tätigkeitsgruppe	Berufliche Tätigkeitskategorie	kognitiv-administrativ / körperlich-operativ
Zeitdimension	Beobachtungsmonate (pre12 – pre1)	Monatliche Beobachtungszeitpunkte im Jahr vor Eintritt der Langzeitabsenz	12 Monate
Trajektorienvariable 1	Absenzdauer_pre1 – pre12	Anzahl krankheitsbedingter Netto-Absenztage pro Person und Monat	Tage (Dezimalwerte möglich)
Trajektorienvariable 2	Absenzhäufigkeit_pre1 – pre12	Anzahl krankheitsbedingter Absenzepisoden pro Person und Monat	Episoden

4.7 Datenaufbereitung

Die Datenaufbereitung umfasste die Identifizierung der relevanten Fälle, die Festlegung individueller Beobachtungszeiträume, die Zuordnung der Tätigkeitsgruppen, die Berechnung monatlicher Absenzindikatoren sowie den Ausschluss nicht relevanter Fälle. Anschliessend wurde die Datenqualität hinsichtlich Vollständigkeit und Plausibilität geprüft.

4.7.1 Fallidentifikation und Festlegung des Beobachtungszeitraums

Um die Absenzverläufe im Vorfeld von Langzeitabsenzen untersuchen zu können, mussten zunächst die relevanten Referenzereignisse identifiziert und die individuellen Beobachtungszeiträume festgelegt werden. Entsprechend der in Kapitel 2.5.4 dargestellten Definition wurden Absenzereignisse mit einer Dauer von mindestens 30 aufeinanderfolgenden Kalendertagen als Langzeitabsenzen klassifiziert. Aus der Datengrundlage wurden anschliessend jene Mitarbeitenden identifiziert, die zwischen dem 1. Januar 2023 und dem 31. Dezember 2025 mindestens eine entsprechende Langzeitabsenz aufwiesen. Als Referenzereignis wurde für alle Mitarbeitenden die erste innerhalb des Untersuchungszeitraums aufgetretene Langzeitabsenz definiert. Dieses Vorgehen ermöglicht eine standardisierte Analyse der vorangehenden Absenzverläufe und verhindert Überschneidungen zwischen Beobachtungszeiträumen.

Der Monat, in dem die Langzeitabsenz begann, wurde als Zeitpunkt t_0 festgelegt. Da der Beginn einer Langzeitabsenz auf jeden Kalendertag eines Monats fallen kann, wurde jeweils der gesamte Kalendermonat als Referenzmonat definiert. Der letzte Beobachtungsmonat entspricht somit dem Monat unmittelbar vor t_0 .

Die Wahl eines zwölfmonatigen Beobachtungszeitraums orientiert sich an vergleichbaren Trajektorienanalysen, die Veränderungen und Entwicklungsmuster krankheitsbedingter Absenzen über einen Zeitraum von etwa einem Jahr untersuchen (Legha et al., 2025; Rysstad et al., 2023; Sørensen et al., 2025).

4.7.2 Zuordnung der Tätigkeitsgruppen

Die betrieblichen Funktionen wurden gemäss den in Kapitel 2.3.1 beschriebenen Kriterien den entsprechenden Tätigkeitsgruppen zugeordnet. Die finale Zuordnung ist in Anhang E dargestellt. Für die Analyse wurden die ursprünglichen Funktionsbezeichnungen durch die entsprechende Tätigkeitsgruppe ersetzt.

4.7.3 Berechnung von Absenzdauer und Absenzhäufigkeit pro Monat

Aufbauend auf den definierten Beobachtungszeiträumen wurden für jeden Monat die beiden Trajektorienvariablen Absenzdauer und Absenzhäufigkeit berechnet. Zur Berechnung der monatlichen Absenzdauer wurden Netto-Absenztage ermittelt. Hierbei wurde die Anzahl der Kalendertage mit dem jeweiligen Grad der Arbeitsunfähigkeit gewichtet und anschliessend pro Person und Monat aggregiert. Dadurch konnte der unterschiedliche Grad attestierter Arbeitsunfähigkeit berücksichtigt und die tatsächliche Absenzbelastung differenzierter abgebildet werden.

Ergänzend wurde die monatliche Absenzhäufigkeit als Anzahl krankheitsbedingter Absenzepisoden pro Monat bestimmt. Für die Abgrenzung einzelner Absenzepisoden mussten Veränderungen des dokumentierten Arbeitsunfähigkeitsgrades innerhalb eines bestehenden Absenzzeitraums berücksichtigt werden. Änderungen des Arbeitsunfähigkeitsgrades, die lediglich an einem einzelnen Kalendertag auftraten, wurden nicht als neue Absenzepisode gewertet. Solche

kurzfristigen Abweichungen standen häufig im Zusammenhang mit administrativen Anpassungen oder einem Arbeitsversuch und wurden daher nicht als eigenständige Absenkepisode interpretiert. Bestand ein abweichender Arbeitsunfähigkeitsgrad jedoch über zwei oder mehr aufeinanderfolgende Kalendertage, wurde dies als Beginn einer neuen Absenkepisode gezählt.

4.7.4 Ausschlusskriterien

Um vergleichbare Absenkeverläufe modellieren und einen vollständigen Beobachtungszeitraum sicherstellen zu können, wurden mehrere Selektions- und Ausschlusskriterien angewendet. Ausgangspunkt der Analyse bildeten alle im Zeitraum vom 1. Januar 2022 bis zum 31. Dezember 2025 erfassten Krankheitsabsenzen festangestellter Mitarbeitender. Mitarbeitende in Ausbildung (Berufslernende oder Praktikantinnen und Praktikanten) wurden von der Analyse ausgeschlossen.

Anschliessend wurden Mitarbeitende identifiziert, die zwischen dem 1. Januar 2023 und dem 31. Dezember 2025 erstmals eine Langzeitabsenz von mindestens 30 aufeinanderfolgenden Kalendertagen aufwiesen. Um einen vollständigen Beobachtungszeitraum sicherzustellen, wurden nur Mitarbeitende berücksichtigt, die zum Zeitpunkt der Langzeitabsenz seit mindestens zwölf Monaten im Unternehmen beschäftigt waren.

Langzeitabsenzen mit Beginn vor dem 1. Januar 2023 wurden nicht als Referenzereignisse berücksichtigt. Stattdessen wurde eine allfällig später auftretende Langzeitabsenz innerhalb des definierten Zeitraums als Referenzereignis herangezogen, sofern ein vollständiger zwölfmonatiger Beobachtungszeitraum vorlag. War dies nicht der Fall, wurden die betreffenden Fälle ausgeschlossen.

Darüber hinaus wurden Fälle ausgeschlossen, bei denen innerhalb des zwölfmonatigen Beobachtungszeitraums eine weitere Langzeitabsenz auftrat. Beide Ausschlusskriterien dienten dazu, die Vergleichbarkeit der Beobachtungszeiträume sicherzustellen und potenzielle Verzerrungen der vorangehenden Absenkeverläufe sowie der Trajektorienanalyse zu vermeiden.

Die Anwendung der Ein- und Ausschlusskriterien führte zu einer finalen Analysestichprobe von 307 Fällen. Abbildung 1 veranschaulicht den Prozess der Stichprobenbildung.

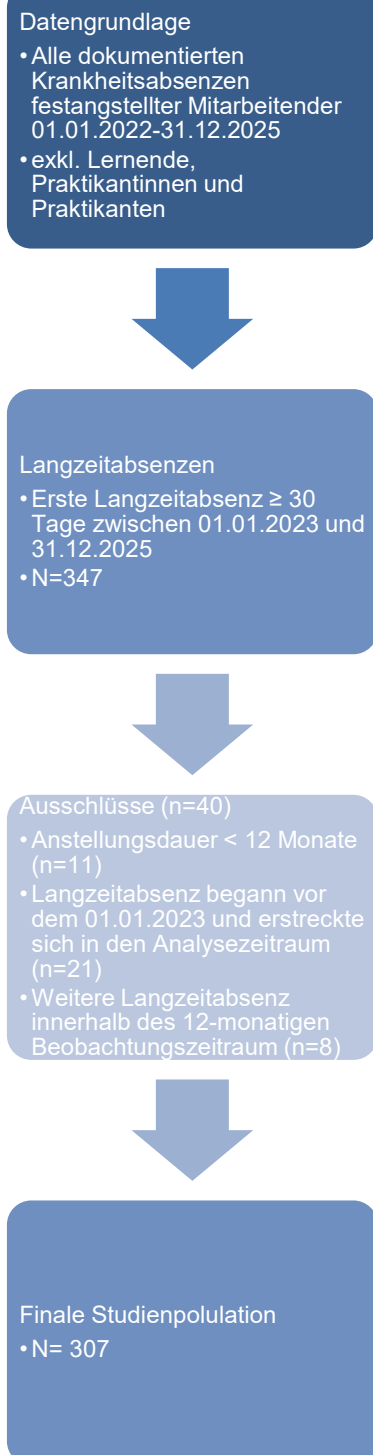


Abbildung 1. Auswahl der Studienpopulation anhand der Ein- und Ausschlusskriterien

4.7.5 Sicherstellung der Datenqualität

Nach Abschluss der Datenaufbereitung wurde der Datensatz hinsichtlich Vollständigkeit, potenzieller Ausreisser und Plausibilität überprüft (Döring, 2023).

Zunächst wurde die Vollständigkeit der Daten kontrolliert. Aufgrund der definierten Ein- und Ausschlusskriterien lagen für alle Fälle vollständige Angaben zu den Variablen Absenzdauer und Absenzhäufigkeit über den gesamten zwölfmonatigen Beobachtungszeitraum vor. Entsprechend ergaben sich keine fehlenden Werte im Datensatz.

Anschliessend wurden potenzielle Ausreisser überprüft. Für die Variable Absenzdauer erfolgte die Kontrolle sowohl auf Ebene der monatlichen Einzelwerte als auch der aggregierten Gesamtsumme pro Fall. Für die Variable Absenzhäufigkeit wurden die monatlichen Werte auf ungewöhnliche Ausprägungen untersucht.

Zusätzlich wurde eine Plausibilitätsprüfung durchgeführt. Die Absenzhäufigkeit bewegte sich innerhalb eines Wertebereichs von 0 bis 3 Ereignissen pro Monat. Werte ausserhalb dieses Bereichs wurden als potenziell fehlerhaft eingestuft und erneut überprüft. Für die Absenzdauer wurde zusätzlich kontrolliert, ob innerhalb von zwei aufeinanderfolgenden Monaten eine kumulierte Dauer von mindestens 30 Tagen vorlag. In solchen Fällen erfolgte eine erneute Fallprüfung, um sicherzustellen, dass keine Langzeitabsenz übersehen oder fehlerhaft codiert worden war.

Der finale Analysedatensatz liegt in Panelform vor. Jede Zeile repräsentiert eine bzw. einen Mitarbeitenden und enthält die monatlichen Werte der Absenzindikatoren für den zwölfmonatigen Beobachtungszeitraum. Dadurch werden wiederholte Beobachtungen derselben Mitarbeitenden über mehrere Messzeitpunkte hinweg abgebildet.

Die finale Datenaufbereitung sowie die Erstellung der Dummy-Variablen für die kategorialen Variablen und der unabhängigen Zeitvariable (indep) erfolgten in Stata und sind mittels Do-Files in den Anhängen F und G dokumentiert. Do-Files enthalten die für die Datenaufbereitung und Analyse verwendeten Stata-Befehle und gewährleisten deren Nachvollziehbarkeit und Reproduzierbarkeit.

4.8 Datenanalyse

In diesem Kapitel wird das Vorgehen der statistischen Datenanalyse beschrieben. Die Analyse erfolgte schrittweise und umfasste zunächst deskriptive Auswertungen zur Charakterisierung der Stichprobe und der Verteilungsstruktur der Variablen. Anschliessend wurden gruppenbasierte Trajektorienmodelle geschätzt, um unterschiedliche Entwicklungsverläufe krankheitsbedingter Absenzen zu identifizieren. Die Analysen orientierten sich an den in Kapitel 4.4 beschriebenen Auswertungsverfahren. Sämtliche Analyseschritte wurden in Stata durchgeführt. Die zugehörigen Syntax-Dateien sind in den Anhängen H bis M aufgeführt.

4.8.1 Deskriptivstatistik

Zu Beginn der Datenanalyse wurde die Stichprobe anhand zentraler Merkmale beschrieben. Für kategoriale Variablen wurden Häufigkeiten sowie prozentuale Anteile berechnet. Dies betrifft insbesondere die Verteilung der Tätigkeitsgruppen sowie des Geschlechts. Die deskriptive

Beschreibung der Stichprobe dient der Einordnung der Untersuchungsgruppe und ermöglicht eine erste Einschätzung potenzieller struktureller Unterschiede innerhalb der Datenbasis.

Da Absenzdaten, wie in Kapitel 2.5.3 beschrieben, häufig eine rechtsschiefe Verteilung sowie einen hohen Anteil an Nullwerten aufweisen, wurde die Verteilungsstruktur der vorliegenden Daten zu Absenzdauer und Absenzhäufigkeit im Rahmen der deskriptiven Analyse systematisch überprüft. Die Untersuchung der Verteilungseigenschaften ist insbesondere im Kontext der Trajektorienanalyse relevant, da die Wahl geeigneter Modellannahmen wesentlich von den empirischen Eigenschaften der Daten abhängt.

Zur weiteren Charakterisierung der Verteilungsform wurden zudem Schiefe und Kurtosis berechnet. Darüber hinaus erfolgte eine grafische Untersuchung der Verteilungen mittels Histogramme. Die Kombination numerischer und grafischer Verfahren ermöglicht eine differenzierte Beurteilung der Verteilungsstruktur und unterstützt die Wahl geeigneter Modellierungsansätze.

Ein besonderer Fokus lag auf dem Anteil an Nullwerten, da eine hohe Anzahl von Beobachtungen ohne krankheitsbedingte Absenzen gegen klassische Verteilungsannahmen sprechen und den Einsatz von Zero-Inflated-Modellen rechtfertigen kann.

Vor der Durchführung der Trajektorienmodellierung empfiehlt sich eine visuelle Analyse individueller Entwicklungsverläufe anhand von Spaghetti-Plots. Diese ermöglichen die Beurteilung heterogener zeitlicher Entwicklungen hinsichtlich unterschiedlicher Verlaufsmuster und Ausgangsniveaus. Die gewonnenen Erkenntnisse unterstützen die Wahl einer geeigneten Polynomordnung, wobei zugleich die Identifizierbarkeit des Modells berücksichtigt werden sollte (Van Der Nest et al., 2025).

Ergänzend wurden Spaghetti-Plots sowie Mittelwertverläufe für die Absenzdauer und die Absenzhäufigkeit erstellt, um individuelle Verläufe sowie aggregierte Trends über die Zeit hinweg zu visualisieren. Die grafischen Analysen dienten der explorativen Beurteilung potenzieller Verlaufsmuster, der Einschätzung heterogener Entwicklungsverläufe sowie der Vorbereitung der späteren Modellspezifikation im Rahmen der Trajektorienanalyse.

4.8.2 Group-Based Trajectory Modeling

Der Analyseprozess des GBTM erfolgt iterativ und umfasst mehrere aufeinander aufbauende Modellierungs- und Evaluationsschritte. Der Ablauf der Trajektorienmodellierung orientierte sich an etablierten Vorgehensweisen der Literatur und ist schematisch in Abbildung 2 dargestellt.

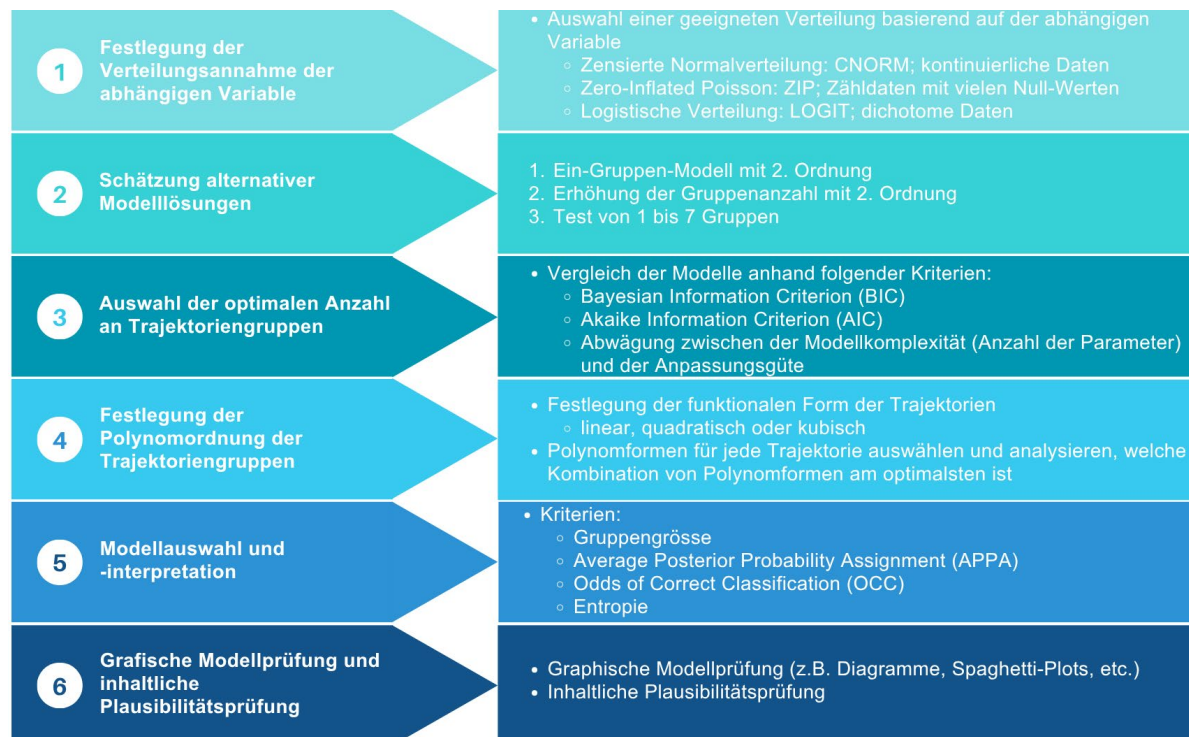


Abbildung 2. Schematische Darstellung des iterativen Analyse- und Entscheidungsprozesses im GBTM (eigene Darstellung in Anlehnung an Arrandale et al., 2008; Andruff et al., 2009; Lennon et al., 2018; Nguena Nguetack et al., 2020; Troiano Gomà et al., 2023)

Aufbauend auf den deskriptiven Analysen erfolgte die Modellierung der Absenzdauer und der Absenzhäufigkeit mittels separater GBTM. Ziel dieses Analyseschrittes war die Identifikation unterschiedlicher Entwicklungsverläufe krankheitsbedingter Absenzen innerhalb der Stichprobe. Die beiden Variablen wurden zunächst getrennt voneinander analysiert und bildeten die Grundlage für das anschließende GBDTM.

Im ersten Schritt wurde für jede Variable eine geeignete Verteilungsannahme festgelegt, die den empirischen Eigenschaften der Daten möglichst gut entspricht. Für die Absenzdauer, welche als kontinuierliche Variable vorliegt, wurde eine zensierte Normalverteilung (Censored Normal Distribution, CNORM) verwendet. Dabei wurde die untere Grenze auf 0 und die obere Grenze auf 29 Tage festgelegt, um die innerhalb eines Monats maximal mögliche Anzahl krankheitsbedingter Netto-Absenztage im Beobachtungszeitraum abzubilden. Die Wahl einer CNORM erschien insbesondere deshalb plausibel, weil die Absenzdauer als Anzahl krankheitsbedingter Netto-Absenztage pro Monat erfasst wurde und aufgrund der Berücksichtigung von Teilzeit-Krankheit auch nicht-ganzzahlige Werte annehmen konnte. Die Variable weist damit neben ihrem ursprünglichen Bezug zu Absenztagen Merkmale einer kontinuierlichen Messung auf. Gleichzeitig ist zu berücksichtigen, dass

die Absenzdauer einen hohen Anteil an Nullwerten sowie eine ausgeprägte Rechtsschiefe aufweisen kann, wodurch die Annahmen einer Normalverteilung nur eingeschränkt erfüllt sein könnten.

Für die Absenzhäufigkeit, die als Zähldatenvariable mit einem hohen Anteil an Nullwerten vorliegt, wurde hingegen ein Zero-Inflated-Poisson-Modell (ZIP) gewählt. Der Einsatz eines ZIP-Modells ermöglicht die Berücksichtigung übermässiger Nullwerte, welche mit klassischen Poisson-Modellen häufig nicht adäquat abgebildet werden können. Die Wahl des ZIP-Modells stellt dabei eine pragmatische Modellentscheidung dar. Zwar berücksichtigt das Modell die hohe Anzahl an Nullwerten, eine mögliche Überdispersion der Daten wird jedoch nicht explizit modelliert.

Anschliessend erfolgte die schrittweise Modellierung der Trajektorien. Ausgangspunkt der Modellierung bildeten für beide Variablen Ein-Gruppen-Modelle mit einer Polynomfunktion zweiter Ordnung. Anschliessend wurde die Anzahl der Gruppen schrittweise erhöht, wobei zunächst weiterhin Modelle zweiter Ordnung geschätzt wurden. Entsprechend etablierten Vorgehensweisen wurden Modelle mit einer bis maximal sieben Trajektoriengruppen geprüft (Lennon et al., 2018; Troiano Gomà et al., 2023).

Die konstante Polynomordnung ermöglicht dabei einen systematischen Vergleich der Modelle über unterschiedliche Gruppennzahlen hinweg. Die schrittweise Erhöhung der Gruppennzahl ermöglicht eine systematische Prüfung, ob zusätzliche Gruppen relevante Unterschiede in den Entwicklungsverläufen abbilden oder lediglich zu einer unnötigen Erhöhung der Modellkomplexität führen.

Aufbauend auf den resultierenden Modellen wurden anschliessend die optimale Anzahl an Gruppen sowie die geeignete Polynomform für jede Gruppe bestimmt. Die Bewertung und Auswahl der Modelle erfolgte anhand der in Kapitel 4.4.1 beschriebenen Gütekriterien BIC, AIC, EIC, Gruppengrösse, APPA und OCC. Sämtliche Kennwerte wurden systematisch erfasst und in einer Übersichtstabelle dokumentiert, die in Anhang O enthalten ist.

Neben den statistischen Gütekriterien wurde auch die inhaltliche Interpretierbarkeit der resultierenden Trajektorien berücksichtigt. Ziel der Modellauswahl war nicht ausschliesslich der Optimierung einzelner Fit-Indizes, sondern die Identifikation statistisch angemessener und gleichzeitig theoretisch sinnvoll interpretierbarer Entwicklungsverläufe.

Die finalen univariaten Modelle bildeten die Grundlage für die anschliessende duale Trajektorienanalyse mittels GBDTM.

4.8.3 Group-Based Dual Trajectory Modeling

Aufbauend auf den finalen univariaten GBTM erfolgte die gemeinsame Modellierung von Absenzdauer und Absenzhäufigkeit mittels GBDTM. Die Gruppennzahlen und Polynomordnungen der univariaten Modelle dienten dabei als Ausgangspunkt für die Spezifikation des dualen Trajektorienmodells. Für die Absenzdauer wurde erneut eine CNORM-Verteilung und für die Absenzhäufigkeit ein ZIP-Modell verwendet.

Die Modellierung erfolgte schrittweise. Zunächst wurde ein duales Trajektorienmodell auf Basis der finalen univariaten Modelle geschätzt. Anschliessend wurden alternative Modellspezifikationen geprüft, indem unterschiedliche Polynomordnungen innerhalb der einzelnen

Trajektoriengruppen getestet wurden. Ziel war die Identifikation eines Modells, das sowohl statistisch angemessen als auch inhaltlich interpretierbar ist.

Bei der Bewertung der Modelle wurden sowohl die in Kapitel 4.4.1 beschriebenen Gütekriterien als auch die inhaltliche Interpretierbarkeit der resultierenden Trajektorien berücksichtigt. Sämtliche Modellvergleiche wurden dokumentiert und in einer Excel-Übersicht festgehalten.

Auf Basis des finalen GBDTM wurden anschliessend die bedingten Wahrscheinlichkeiten zwischen den identifizierten Trajektoriengruppen berechnet und interpretiert.

4.8.4 Analyse der Kovariaten

Nach der Identifikation der Trajektorien wurden ergänzende Analysen durchgeführt, um mögliche Zusammenhänge zwischen den Kovariaten Geschlecht, Alter sowie Tätigkeitsgruppe und der Trajektorienzugehörigkeit zu untersuchen. Die Trajektorienzugehörigkeit wurde dabei anhand der jeweils höchsten geschätzten Gruppenzugehörigkeitswahrscheinlichkeit bestimmt.

Zunächst wurden Kreuztabellen erstellt und Chi-Quadrat-Tests (χ^2 -Test) berechnet, um potenzielle Unterschiede in der Verteilung der Kovariaten zwischen den identifizierten Trajektoriengruppen zu prüfen. Für das Alter erfolgte dabei eine Einteilung in die Kategorien < 35 Jahre, 35–44 Jahre, 45–54 Jahre sowie ≥ 55 Jahre, um die deskriptive Interpretation der Ergebnisse zu erleichtern.

Abhängig von der Anzahl der identifizierten Trajektoriengruppen wurden unterschiedliche Regressionsverfahren eingesetzt. Für Analysen mit zwei Gruppen wurde eine binäre logistische Regression verwendet, während bei drei oder mehr Gruppen eine multinomiale logistische Regression zur Anwendung kam. In beiden Modellen wurden Geschlecht, Alter bei Eintritt der Langzeitabsenz sowie Tätigkeitsgruppe simultan als Prädiktoren berücksichtigt. Als Referenzgruppe wurde jeweils die Trajektorie mit den niedrigsten Absenzwerten gewählt.

Vor der Schätzung der Regressionsmodelle wurde eine mögliche Multikollinearität zwischen den Kovariaten mittels Varianzinflationsfaktoren (Variance Inflation Factors, VIF) überprüft. Zur Unterstützung der Interpretation der Regressionsmodelle wurden zusätzlich Average Marginal Effects (AME) berechnet, da diese eine anschauliche Beschreibung der geschätzten Zusammenhänge ermöglichen. AME ergeben sich aus den durchschnittlichen marginalen Effekten über alle Beobachtungen und ermöglichen eine Interpretation der Zusammenhänge auf Ebene der vorhergesagten Wahrscheinlichkeiten (Wulff, 2015). Sie geben an, wie sich die vorhergesagte Wahrscheinlichkeit der Zugehörigkeit zu einer Trajektorie im Stichprobendurchschnitt verändert, wenn sich ein Prädiktor um eine Einheit verändert und die übrigen Kovariaten konstant gehalten werden (Onukwugha, Bergtold & Jain, 2015).

5 Ergebnisse

In diesem Kapitel werden die Ergebnisse der empirischen Analysen dargestellt. Zunächst erfolgt eine deskriptive Beschreibung der Studienpopulation sowie der Verteilung der untersuchten Variablen. Anschliessend werden die Ergebnisse der Trajektorienanalysen zur Identifikation unterschiedlicher Verlaufsmuster krankheitsbedingter Kurzabsenzen vor Eintritt einer Langzeitabsenz präsentiert. Abschliessend werden die Ergebnisse der zusätzlichen Analysen berichtet, welche Unterschiede zwischen den identifizierten Trajektoriengruppen in Abhängigkeit von soziodemografischen und tätigkeitsbezogenen Merkmalen untersuchen.

5.1 Deskriptive Statistik

Nach Anwendung der in Kapitel 4.7.4 beschriebenen Ausschlusskriterien ergab sich eine finale Stichprobe von $N = 307$ Mitarbeitenden. Der Anteil männlicher Mitarbeitender betrug 72 %, während 81 % der Stichprobe der körperlich-operativen Tätigkeitsgruppe angehörten. Der Frauenanteil in der Studienpopulation lag mit 28 % leicht über dem durchschnittlichen Anteil weiblicher Mitarbeitenden im Unternehmen zwischen 2022 und 2025. Eine Übersicht der Stichprobenzusammensetzung ist in Tabelle 1 dargestellt.

Das durchschnittliche Alter bei Eintritt der Langzeitabsenz betrug $M = 47.03$ Jahre ($SD = 11.60$) und reichte von 21 bis 67 Jahren. Rund ein Drittel der Studienpopulation (34 %) war älter als 55 Jahre.

Die durchschnittliche Absenzdauer lag in den Monaten 12 bis 6 vor der Langzeitabsenz zwischen $M = 0.80$ und $M = 1.16$ Tagen pro Monat. In den letzten drei Monaten vor Beginn der Langzeitabsenz zeigte sich ein Anstieg der durchschnittlichen Absenzdauer auf $M = 1.52$ (3 Monate vorher), $M = 1.65$ (2 Monate vorher) und $M = 2.11$ Tagen pro Monat (vgl. Abbildung 3).

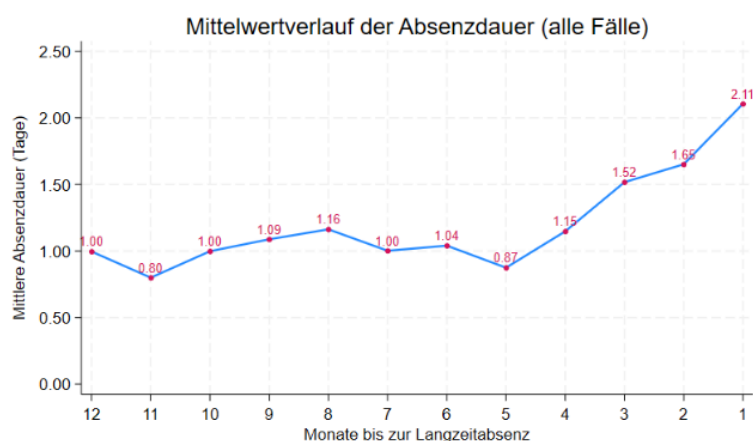


Abbildung 3. Entwicklung der mittleren Absenzdauer in den zwölf Monaten vor einer Langzeitabsenz

Der Median der Absenzdauer betrug über alle Monate hinweg 0 Tage. Auch das 75. Perzentil lag über weite Teile des Beobachtungszeitraums bei 0 und stieg erst in den letzten Monaten auf 1 bis 2 Tage an. Dies weist auf einen hohen Anteil an Nullwerten hin. Die Verteilungen der Absenzdauer zeigten in allen Monaten eine deutliche Rechtsschiefe mit einzelnen hohen Werten bis maximal 28 Tage. Die entsprechenden Histogramme zur Absenzdauer sind im Anhang N dargestellt.

Zur Kontextualisierung der beobachteten Absenzverläufe wurden zusätzlich die durchschnittlichen krankheitsbedingten Absenztage pro Vollzeitstelle im Unternehmen berechnet. Über den Beobachtungszeitraum hinweg lag der Durchschnitt bei 1.52 Tagen pro Monat, wobei die Werte zwischen 1.14 und 2.18 Tagen pro Monat variierten. Die Verteilung der durchschnittlichen Absenztage pro Vollzeitstelle ist in Abbildung 4 dargestellt.

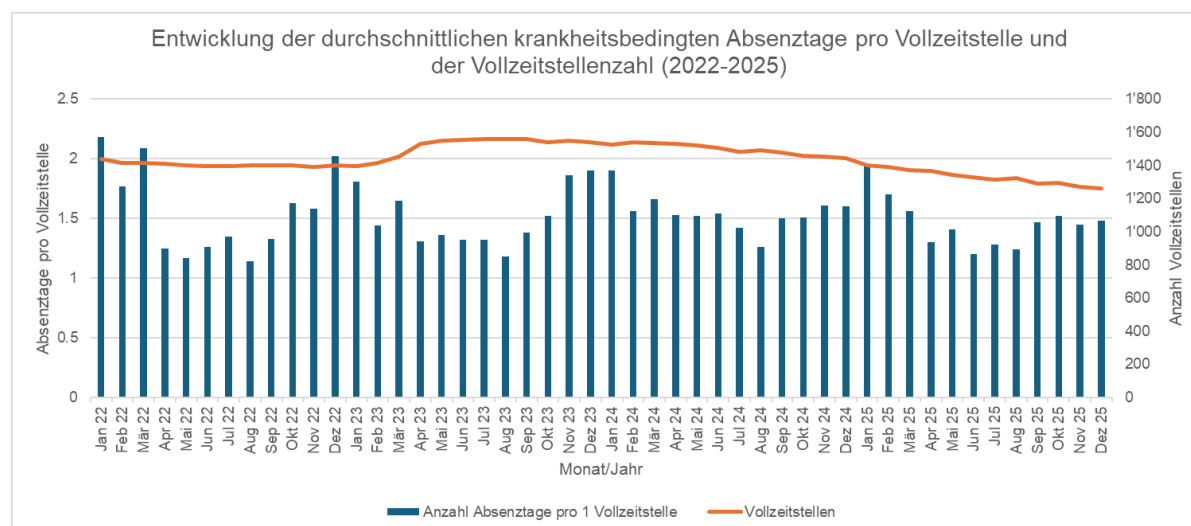


Abbildung 4. Entwicklung der krankheitsbedingten Absenztage pro Vollzeitstelle und der Vollzeitstellenzahl von 2022 bis 2025

Die durchschnittliche Absenzhäufigkeit lag in den Monaten 12 bis 6 vor der Langzeitabsenz zwischen $M = 0.23$ und $M = 0.28$ Absenzen pro Monat. In den letzten drei Monaten zeigte sich ebenfalls ein Anstieg auf $M = 0.34$ (3 Monate vorher), $M = 0.37$ (2 Monate vorher) und $M = 0.44$ Absenzen pro Monat (vgl. Abbildung 5).

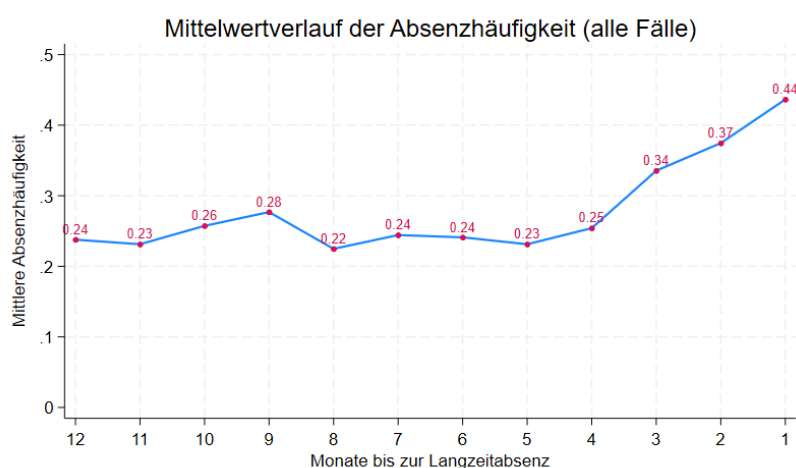


Abbildung 5. Entwicklung der mittleren Absenzhäufigkeit in den zwölf Monaten vor einer Langzeitabsenz

Analog zur Absenzdauer war auch die Absenzhäufigkeit durch einen hohen Anteil an Nullwerten geprägt. Der Median lag über den gesamten Beobachtungszeitraum bei 0 Absenzen pro Monat. Das 75. Perzentil stieg erst in den letzten drei Monaten auf 1 Absenz pro Monat an. Die

maximal beobachtete Absenzhäufigkeit betrug 3 Absenzen pro Monat. Die Histogramme der Absenzhäufigkeit sind im Anhang N dargestellt.

Die Spaghetti-Plots in Abbildung 6 zeigen eine hohe interindividuelle Variabilität sowohl der Absenzdauer als auch der Absenzhäufigkeit. Während ein Grossteil der Beobachtungen niedrige Werte aufweist, treten bei einzelnen Personen deutlich höhere Werte sowie ausgeprägte Schwankungen über die Zeit auf.

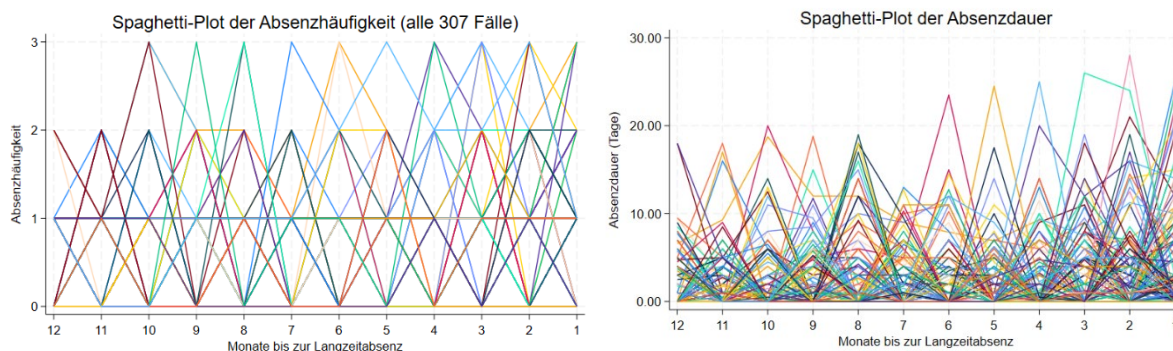


Abbildung 6. Spaghetti-Plots der individuellen Verläufe der Absenzhäufigkeit und Absenzdauer in den zwölf Monaten vor einer Langzeitabsenz

5.2 Trajektorienanalyse

Die erste Forschungsfrage befasste sich mit der Frage, ob sich in den zwölf Monaten vor Eintritt einer Langzeitabsenz unterschiedliche Verlaufsmuster krankheitsbedingter Kurzabsenzen erkennen lassen. Die in Kapitel 5.1 dargestellten Ergebnisse deuteten auf eine zunehmende Absenzbelastung im Vorfeld der Langzeitabsenz hin, zeigten jedoch gleichzeitig eine erhebliche Variabilität zwischen den betrachteten Personen. Dies legt die Frage nahe, ob sich innerhalb der Studienpopulation verschiedene Gruppen mit charakteristischen Absenzverläufen unterscheiden lassen.

Aufbauend auf dem in den Kapiteln 4.4 und 4.8 beschriebenen methodischen Vorgehen werden in den folgenden Abschnitten zunächst die Trajektorien der Absenzdauer und der Absenzhäufigkeit dargestellt. Anschliessend wird aufgezeigt, wie die identifizierten Verlaufsmuster beider Absenzdimensionen miteinander zusammenhängen. Die vollständigen Modellvergleiche sind im Anhang O dargestellt.

5.2.1 Trajektorien der Absenzdauer

Die nachfolgenden Ergebnisse beschreiben die identifizierten Verlaufsmuster der Absenzdauer in den zwölf Monaten vor Eintritt einer Langzeitabsenz.

Modelle mit vier oder mehr Gruppen führten zu sehr kleinen Gruppengrössen von unter 5 % und wurden deshalb nicht weiter berücksichtigt. Tabelle 3 zeigt die Gütekriterien der final verglichenen Zwei- und Drei-Gruppen-Modelle.

Tabelle 3

Gütekriterien der finalen Trajektorienmodelle für die Absenzdauer

Modell	Anzahl Gruppen	Ordnung	BIC	AIC	kleinste Gruppe %	APPA min.	OCC min.	EIC
A2.2_1	2	(2 1)	-4244.06	-4231.01	47.3	0.865	6.729	0.600
A3.2_2_1	3	(2 2 1)	-4242.34	-4221.84	10.1	0.726	5.688	0.623

Anmerkungen. BIC = Bayesian Information Criterion; AIC = Akaike Information Criterion; APPA = Average Posterior Probability of Assignment; OCC = Odds of Correct Classification.

Die Informationskriterien deuteten auf eine geringfügig bessere Modellanpassung des Drei-Gruppen-Modells hin. Sowohl der BIC (–4242.34 vs. –4244.06) als auch der AIC (–4221.84 vs. –4231.01) fielen im Vergleich zum Zwei-Gruppen-Modell günstiger aus. Darüber hinaus erfüllte das Modell die vordefinierten Anforderungen hinsichtlich Klassifikationsqualität und Gruppengrösse. Die APPA betrug 0.726 und lag damit über dem empfohlenen Schwellenwert von 0.70. Der minimale OCC-Wert erreichte 5.688 und überschritt ebenfalls den empfohlenen Grenzwert von 5.0. Die relative EIC lag mit 0.623 über dem empfohlenen Mindestwert von 0.50. Die kleinste Gruppe umfasste 10.1 % der Stichprobe und überschritt damit deutlich die häufig verwendete Mindestgrösse von 5 %.

Vor diesem Hintergrund wurde das Drei-Gruppen-Modell als finales Modell berücksichtigt. Ausschlaggebend hierfür war die zusätzliche Identifikation einer kleineren Gruppe mit einem deutlich ansteigenden Verlauf der Absenzdauer kurz vor Eintritt der Langzeitabsenz.

Abbildung 7 zeigt die geschätzten Trajektorien der Absenzdauer über die zwölf Monate vor Eintritt der Langzeitabsenz. Die dargestellten Trajektorien repräsentieren modellbasierte Schätzungen durchschnittlicher Verlaufsformen innerhalb der identifizierten latenten Gruppen.

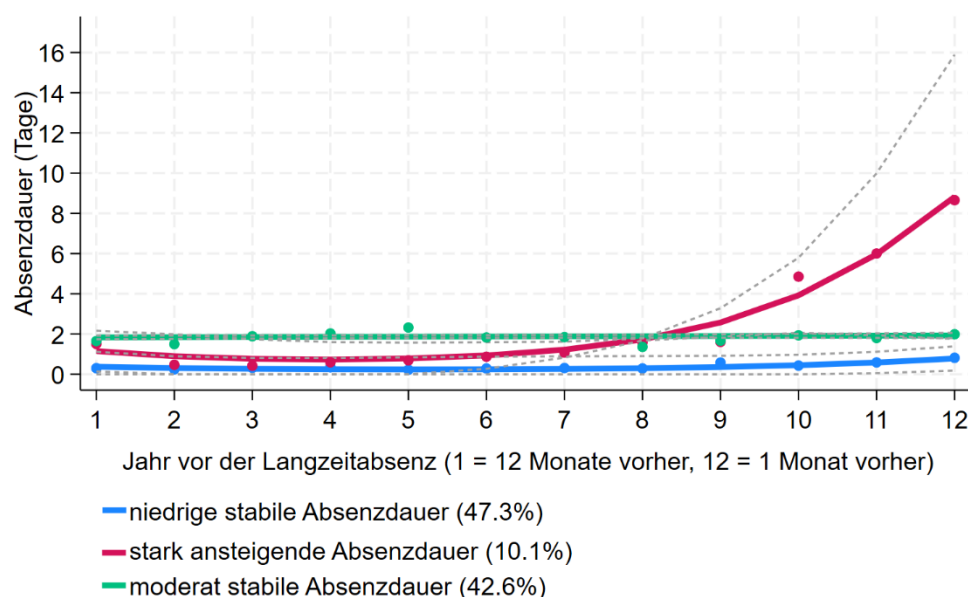


Abbildung 7. Geschätzte Trajektorien der Absenzdauer in den zwölf Monaten vor einer Langzeitabsenz

Basierend auf der jeweils höchsten posterioren Zugehörigkeitswahrscheinlichkeit wurden 47.3 % der Mitarbeitenden der Trajektorie mit konstant niedriger Absenzdauer und 42.6 % der Trajektorie mit stabil moderat erhöhter Absenzdauer zugeordnet. Die verbleibenden 10.1 % wurden der Trajektorie zugeordnet, die durch einen deutlich ansteigenden Verlauf mit einem ausgeprägten Anstieg der Absenzdauer in den letzten drei bis vier Monaten vor Eintritt der Langzeitabsenz gekennzeichnet war.

Insgesamt konnten drei unterschiedliche Verlaufsmuster der Absenzdauer identifiziert werden.

5.2.2 Trajektorien der Absenzhäufigkeit

Ergänzend zur Absenzdauer wurde untersucht, ob sich auch hinsichtlich der Absenzhäufigkeit unterschiedliche Verlaufsmuster in den zwölf Monaten vor Eintritt einer Langzeitabsenz identifizieren lassen.

Modelle mit drei oder mehr Gruppen führten zu sehr kleinen Gruppengrößen von unter 5 % und wurden deshalb nicht weiter berücksichtigt. Tabelle 4 zeigt die Gütekriterien der final verglichenen Zwei-Gruppen-Modelle.

Tabelle 4

Gütekriterien der finalen Trajektorienmodelle für die Absenzhäufigkeit

Modell	Anzahl Gruppen	Ordnung	BIC	AIC	kleinste Gruppe %	APPA min.	OCC min.	EIC
A2.2_1	2	(2 1)	-2363.66	-2352.48	44.03	0.876	4.929	0.604
A2.2_2	2	(2 2)	-2364.00	-2350.95	45.49	0.862	4.364	0.603

Anmerkungen. BIC = Bayesian Information Criterion; AIC = Akaike Information Criterion; APPA = Average Posterior Probability of Assignment; OCC = Odds of Correct Classification.

Die beiden Modelle wiesen insgesamt sehr ähnliche Gütekriterien auf. Hinsichtlich des BIC zeigte das Modell mit der Polynomordnung (2 1) einen leicht besseren Wert (−2363.66) als das Modell mit der Polynomordnung (2 2) (−2364.00). Der AIC sprach hingegen geringfügig für das Modell mit der Polynomordnung (2 2) (−2350.95 vs. −2352.48).

Auch die Klassifikationskennwerte fielen in beiden Modellen vergleichbar aus. Die APPA lag mit 0.876 beziehungsweise 0.862 jeweils deutlich über dem empfohlenen Schwellenwert von 0.70. Die relative EIC betrug 0.604 beziehungsweise 0.603 und überschritt damit ebenfalls den empfohlenen Mindestwert von 0.50. Die kleinsten Gruppen umfassten 44.0 % beziehungsweise 45.5 % der Stichprobe und waren damit ausreichend gross. Die OCC-Werte lagen mit 4.929 beziehungsweise 4.364 knapp unter dem in der Literatur häufig empfohlenen Grenzwert von 5.0.

Insgesamt zeigte das Modell mit der Polynomordnung (2 1) die günstigeren Klassifikationskennwerte und wurde daher als finales Modell berücksichtigt. Zudem sprach der leicht höhere BIC-Wert für diese Modelllösung.

Abbildung 8 zeigt die geschätzten Trajektorien der Absenzhäufigkeit in den zwölf Monaten vor Eintritt der Langzeitabsenz.

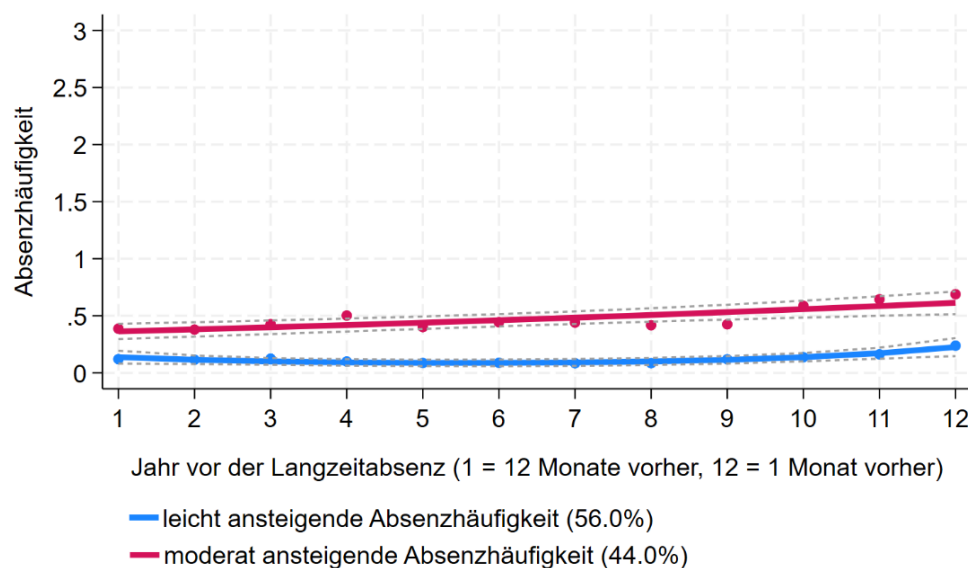


Abbildung 8. Geschätzte Trajektorien der Absenzhäufigkeit in den zwölf Monaten vor einer Langzeitabsenz

Basierend auf der jeweils höchsten posterioren Zugehörigkeitswahrscheinlichkeit wurden 56.0 % der Mitarbeitenden der Trajektorie mit niedrigen Ausgangswerten und leicht ansteigendem Verlauf der Absenzhäufigkeit zugeordnet. Weitere 44.0 % wurden der Trajektorie mit höheren Ausgangswerten sowie einem stärkeren Anstieg der Absenzhäufigkeit zugeordnet.

Insgesamt konnten zwei unterschiedliche Verlaufsmuster der Absenzhäufigkeit identifiziert werden.

5.2.3 Duales Trajektorienmodell von Absenzdauer und Absenzhäufigkeit

Nachdem die Trajektorien der Absenzdauer und Absenzhäufigkeit getrennt betrachtet wurden, wird im Folgenden deren Zusammenhang untersucht. Im Fokus steht dabei die Frage, inwiefern bestimmte Verlaufsmuster der Absenzdauer gemeinsam mit bestimmten Verlaufsmustern der Absenzhäufigkeit auftreten.

Tabelle 5 zeigt die final verglichenen dualen Trajektorienmodelle. Beim statistischen Modellvergleich zeigte sich ein uneinheitliches Bild zwischen den Informationskriterien. Das Modell mit jeweils zwei Trajektoriengruppen (Modell 2) wies den günstigeren BIC auf ($BIC = -6467.28$). Das komplexere Modell mit drei Dauer-Gruppen (Modell 6) schnitt hingegen beim AIC-Wert geringfügig besser ab ($AIC = -6434.16$).

Tabelle 5

Modellvergleich der dualen Trajektorienmodelle von Absenzdauer und Absenzhäufigkeit

Modell	Dauer- gruppen	Häufigkeits- gruppen	Ordnung Dauer	Ordnung Häufigkeit	BIC	AIC	kleinste Gruppe (%)	APPA min.	OCC min.	EIC
2	2	2	(2 2)	(2 1)	-6467	-6439	48.2	0.947	18.03	0.817
6	3	2	(2 2 1)	(2 1)	-6469	-6434	8.7	0.732	16.53	0.770

Anmerkungen. BIC = Bayesian Information Criterion; AIC = Akaike Information Criterion; APPA = Average Posterior Probability of Assignment; OCC = Odds of Correct Classification.

Hinsichtlich der Klassifikationsqualität erfüllen beide Modelle die gängigen methodischen Mindeststandards, weisen jedoch graduelle Unterschiede auf. Die relative EIC lag bei beiden Modellen deutlich über dem empfohlenen Schwellenwert von 0.5 (Modell 2: 0.817; Modell 6: 0.770). Ein ähnliches Bild zeigte sich für APPA und OCC. Zwar fielen die Werte für Modell 6 etwas niedriger aus (APPA = 0.732; OCC = 16.53) als für Modell 2 (APPA = 0.947; OCC = 18.03), sie lagen jedoch weiterhin klar über den empfohlenen Mindestwerten von 0.70 beziehungsweise 5.0.

Ein wesentlicher Unterschied zwischen den Modellen zeigte sich in der Grösse der identifizierten Trajektoriengruppen. Während Modell 2 die Mitarbeitenden auf zwei annähernd gleich grosse Gruppen verteilte (kleinste Gruppe: 48.2 %), ergab sich für Modell 6 eine Dreigruppenlösung mit einer deutlich kleineren dritten Gruppe (8.7 %). Da sehr kleine latente Gruppen häufig mit einer geringeren Stabilität der Parameterschätzungen verbunden sind, sollten die Ergebnisse dieser Gruppe mit entsprechender Vorsicht interpretiert werden.

Die bedingten Wahrscheinlichkeiten zwischen den Trajektoriengruppen zeigten im Zwei-Gruppen-Modell eine vollständige Übereinstimmung der identifizierten Verlaufsmuster von Absenzdauer und Absenzhäufigkeit. Mitglieder der ersten Häufigkeitstrajektorie gehörten mit einer Wahrscheinlichkeit von 1.00 (100 %) der ersten Dauertrajektorie an, während für Mitglieder der zweiten Häufigkeitstrajektorie die Zugehörigkeitswahrscheinlichkeit zur zweiten Dauertrajektorie ebenfalls 1.00 (100 %) betrug.

Im Drei-Gruppen-Modell lag die bedingte Wahrscheinlichkeit einer Zugehörigkeit zur ersten Dauertrajektorie für Mitglieder der ersten Häufigkeitstrajektorie bei 1.00 (100 %). Mitglieder der zweiten Häufigkeitstrajektorie verteilten sich hingegen auf die zweite und dritte Dauertrajektorie. Die entsprechenden bedingten Wahrscheinlichkeiten betrugen 0.18 (18 %) beziehungsweise 0.82 (82 %).

Die detaillierten Modellschätzungen sowie die bedingten Wahrscheinlichkeiten zwischen den Trajektoriengruppen können der Stata-Ausgabe in Anhang P entnommen werden.

Obwohl das Zwei-Gruppen-Modell insgesamt die statistisch günstigere Lösung darstellte, wurde das Drei-Gruppen-Modell ergänzend berücksichtigt, da die zusätzliche Trajektorie eine differenziertere und inhaltlich plausible Beschreibung der Absenzverläufe ermöglichte.

Ein ergänzend berechnetes GBMTM führte zu einer vergleichbaren Modellstruktur und keinen substanziell abweichenden Befunden gegenüber dem GBDTM. Die detaillierte Beschreibung des Vorgehens sowie die vollständigen Ergebnisse sind in Anhang Q dokumentiert.

5.3 Zusätzliche Analysen

Nachdem im Rahmen der ersten Forschungsfrage unterschiedliche Verlaufsmuster der Absenzdauer und Absenzhäufigkeit identifiziert werden konnten, befassten sich die Forschungsfragen zwei bis vier mit möglichen Unterschieden zwischen den Trajektoriengruppen in Abhängigkeit von soziodemografischen und tätigkeitsbezogenen Merkmalen. Im Fokus standen dabei das Geschlecht, das Alter bei Eintritt der Langzeitabsenz sowie die Tätigkeitsgruppe.

Die nachfolgenden Abschnitte berichten zunächst die Ergebnisse der deskriptiven Gruppenvergleiche zwischen den identifizierten Trajektoriengruppen. Anschliessend werden die Ergebnisse der Regressionsanalysen dargestellt, um den Zusammenhang zwischen den untersuchten Kovariaten und der Gruppenzugehörigkeit unter simultaner Berücksichtigung aller Prädiktoren zu untersuchen.

Die nachfolgenden Analysen basieren auf der jeweils höchsten posterioren Zugehörigkeitswahrscheinlichkeit der Personen zu den identifizierten Trajektoriengruppen. Dabei erfolgte die Zuordnung zu den Trajektoriengruppen anhand der jeweils höchsten posterioren Zugehörigkeitswahrscheinlichkeit. Die Unsicherheit dieser Klassifikation wurde in den weiteren Analysen nicht berücksichtigt. Die Ergebnisse sind daher als Zusammenhänge mit den wahrscheinlichsten Zugehörigkeiten zu den identifizierten Trajektoriengruppen und nicht mit direkt beobachteten Gruppen zu interpretieren.

5.3.1 Deskriptive Analysen und Gruppenvergleiche

Die Verteilung der untersuchten Kovariaten nach Trajektoriengruppen ist in Tabelle 6 dargestellt. Die vollständigen Stata-Ausgaben der Kreuztabellenanalysen und χ^2 -Tests können Anhang R entnommen werden.

Tabelle 6

Kreuztabellenanalysen und Chi-Quadrat-Tests der Kovariaten nach Trajektoriengruppen

	Studien- population	Absenzdauer				Absenzhäufigkeit		
		niedrig stabil, N (%)	stark ansteigend, N (%)	moderat stabil, N (%)	p-Wert für Chi ²	leicht ansteigend, N (%)	moderat ansteigend, N (%)	p-Wert für Chi ²
Alle	307	159 (52)	20 (6)	128 (42)		158 (51)	149 (49)	
Geschlecht								
männlich	220 (72)	112 (70)	14 (70)	94 (73)	0.842	122 (71)	108 (72)	0.756
weiblich	87 (28)	47 (30)	6 (30)	34 (27)		46 (29)	41 (28)	
Tätigkeitsgruppe								
kognitiv-administrative Tätigkeiten	59 (19)	28 (18)	4 (20)	27 (21)	0.755	28 (18)	31 (21)	0.493
körperlich-operative Tätigkeiten	248 (81)	131 (82)	16 (80)	101 (79)		130 (82)	118 (80)	
Alter								
< 35-jährig	54 (18)	14 (9)	3 (15)	37 (29)	0.000	14 (9)	40 (27)	0.000
35-44-jährig	76 (25)	34 (21)	7 (35)	35 (27)		34 (22)	42 (28)	
45-54-jährig	72 (23)	4 (25)	3 (15)	29 (23)		40 (25)	32 (21)	
> 55-jährig	105 (34)	71 (45)	7 (35)	27 (21)		70 (44)	35 (24)	

Die Ergebnisse der Kreuztabellen zeigen, dass weder das Geschlecht noch die Tätigkeitsgruppe signifikant mit der Gruppenzugehörigkeit zusammenhängen – weder für die Trajektorien der Absenzdauer (Geschlecht: $\chi^2 = 0.343$, $p = 0.842$, Cramér's $V = 0.033$;

Tätigkeitsgruppe: $\chi^2 = 0.563$, $p = 0.755$, Cramér's $V = 0.043$) noch für jene der Absenzhäufigkeit (Geschlecht: $\chi^2 = 0.096$, $p = 0.756$, Cramér's $V = 0.018$; Tätigkeitsgruppe: $\chi^2 = 0.469$, $p = 0.493$, Cramér's $V = 0.039$).

Demgegenüber zeigte sich für das Alter ein signifikanter Zusammenhang mit der Gruppenzugehörigkeit sowohl bei der Absenzdauer als auch bei der Absenzhäufigkeit (jeweils $p < 0.001$).

Für die Absenzdauer zeigte sich, dass jüngere Mitarbeitende (< 35 Jahre) überproportional häufig der Gruppe mit moderat stabilem Verlauf zugeordnet wurden (29 %), während ältere Mitarbeitende (≥ 55 Jahre) häufiger der Gruppe mit niedrig stabiler Absenzdauer zugeordnet wurden (45 %). Die Trajektorie mit stark ansteigendem Verlauf umfasste insgesamt nur einen kleinen Anteil der Mitarbeitenden (6 %) und zeigte keine klare altersbezogene Konzentration.

Ein vergleichbares Muster zeigte sich für die Absenzhäufigkeit. Jüngere Mitarbeitende entfielen häufiger auf die Trajektorie mit moderat ansteigender Absenzhäufigkeit, während ältere Mitarbeitende häufiger der Trajektorie mit leicht ansteigendem Verlauf zugerechnet wurden.

Zusammenfassend deuten die deskriptiven Gruppenvergleiche darauf hin, dass insbesondere das Alter mit Unterschieden in der Zugehörigkeit zu den identifizierten Absenztrajektorien zusammenhängt, während für Geschlecht und Tätigkeitsgruppe keine relevanten Unterschiede erkennbar waren. Ob diese Zusammenhänge auch unter gleichzeitiger Berücksichtigung aller Kovariaten bestehen bleiben, wird im folgenden Abschnitt anhand von Regressionsanalysen untersucht.

5.3.2 Regression

Vor der Schätzung der Regressionsmodelle wurde die Multikollinearität der Kovariaten überprüft. Die VIF lagen für alle Prädiktoren bei 1.00 (Mean VIF = 1.00), was auf das Fehlen problematischer Multikollinearität hinweist. Die vollständigen Ergebnisse der Multikollinearitätsprüfung sind in Anhang S dargestellt.

Die Ergebnisse der multinomialen logistischen Regression zur Vorhersage der Zugehörigkeit zu den Trajektoriengruppen der Absenzdauer sind in Tabelle 7 dargestellt. Die vollständigen Modellschätzungen sowie die Stata-Ausgabe der multinomialen logistischen Regression können dem Anhang T entnommen werden. Das Gesamtmodell war signifikant, LR χ^2 (6) = 30.50, $p < .001$, Pseudo- $R^2 = 0.056$. Für die Zugehörigkeit zu Gruppe 2 im Vergleich zur Referenzgruppe (Gruppe 1) ergaben sich keine signifikanten Zusammenhänge für Geschlecht, Alter oder Tätigkeitsgruppe. Hingegen zeigte sich für die Zugehörigkeit zu Gruppe 3 ein signifikanter negativer Zusammenhang mit dem Alter bei Eintritt ($\beta = -0.06$, $SE = 0.01$, $p < .001$). Für Geschlecht sowie Tätigkeitsgruppe ergaben sich keine signifikanten Effekte.

Tabelle 7

Ergebnisse der multinomialen logistischen Regression zur Vorhersage der Zugehörigkeit zu den Trajektoriengruppen der Absenzdauer

Prädiktoren	Stark ansteigende Absenzgruppe vs. niedrig stabile Absenzgruppe β (SE)	p	Moderat stabile Absenzgruppe vs. niedrig stabile Absenzgruppe β (SE)	p
Geschlecht (weiblich)	-0.05 (0.52)	.928	-0.31 (0.28)	.278
Alter bei Eintritt	-0.02 (0.02)	.245	-0.06 (0.01)	< .001
Tätigkeitsgruppe (kognitiv-administrativ)	0.11 (0.60)	.858	0.12 (0.32)	.701

Anmerkung. Referenzkategorie der abhängigen Variable = Gruppe 1 (stabile Niedrigabsenzgruppe).

Referenzkategorie für Geschlecht = männlich. Referenzkategorie für Tätigkeitsgruppe = körperlich-operative Tätigkeitsgruppe. N = 307.

Die in Tabelle 8 dargestellten AME ergänzen die Regressionskoeffizienten und ermöglichen eine Interpretation der Zusammenhänge auf Ebene der vorhergesagten Zugehörigkeitswahrscheinlichkeiten. Mit zunehmendem Alter stieg die Wahrscheinlichkeit der Zugehörigkeit zur Referenzgruppe (Gruppe 1) an (AME = 0.01, $p < .001$), während die Wahrscheinlichkeit der Zugehörigkeit zu Gruppe 3 abnahm (AME = -0.01, $p < .001$). Die Veränderung der Zugehörigkeitswahrscheinlichkeit pro zusätzlichem Lebensjahr fiel insgesamt moderat aus, zeigte sich jedoch konsistent über die Modelle hinweg. Für Gruppe 2 ergaben sich keine signifikanten marginalen Effekte. Ebenso fanden sich keine Hinweise darauf, dass Geschlecht und Tätigkeitsgruppe mit der Gruppenzugehörigkeit assoziiert waren.

Tabelle 8

Average Marginal Effects (AME) der multinomialen logistischen Regression

Prädiktor	AME Niedrig stabile Absenzgruppe	p	AME Stark ansteigende Absenzgruppe	p	AME Moderat stabile Absenzgruppe	p
Geschlecht (weiblich)	0.06	.319	0.01	.872	-0.07	.266
Alter bei Eintritt	0.01	< .001	0.00	.960	-0.01	< .001
Tätigkeitsgruppe (kognitiv-administrativ)	-0.03	.695	0.00	.929	0.02	.726

Anmerkungen. AME = Average Marginal Effects. Referenzkategorie für Geschlecht = männlich.

Referenzkategorie für Tätigkeitsgruppe = körperlich-operative Tätigkeitsgruppe. N = 307.

Abbildung 9 veranschaulicht diesen Zusammenhang zusätzlich grafisch. Mit zunehmendem Alter steigt die vorhergesagte Wahrscheinlichkeit der Zugehörigkeit zur niedrig-stabilen Trajektorie (Gruppe 1), während die Wahrscheinlichkeit der Zugehörigkeit zur moderat-stabilen Trajektorie (Gruppe 3) kontinuierlich abnimmt.

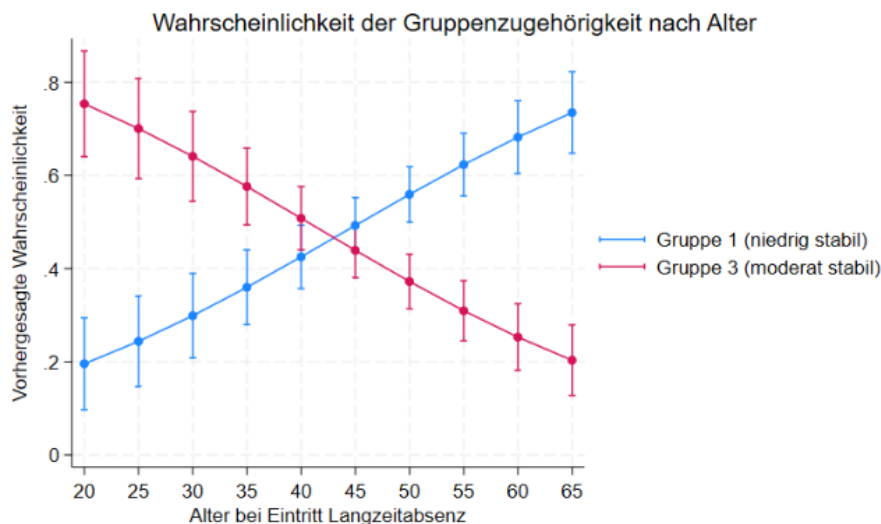


Abbildung 9. Vorhergesagte Wahrscheinlichkeit der Zugehörigkeit zu den Trajektorien der Absenzdauer nach Alter

Die Ergebnisse der binären logistischen Regression zur Vorhersage der Zugehörigkeit zu den Trajektoriengruppen der Absenzhäufigkeit sind in Tabelle 9 dargestellt. Die vollständigen Modellschätzungen sowie die Stata-Ausgabe der binären logistischen Regression sind in Anhang U dokumentiert. Das Gesamtmodell war signifikant, $LR \chi^2 (3) = 26.39$, $p < .001$, Pseudo- $R^2 = .062$.

Tabelle 9

Ergebnisse der binär logistischen Regression zur Vorhersage der Zugehörigkeit zu den Trajektoriengruppen der Absenzhäufigkeit

Prädiktor	β (SE)	p
Geschlecht (weiblich)	-0.21 (0.27)	.428
Alter bei Eintritt	-0.05 (0.01)	< .001
Tätigkeitsgruppe (kognitiv-administrativ)	0.10 (0.30)	.741

Anmerkung. Referenzkategorie für Geschlecht = männlich. Referenzkategorie für Tätigkeitsgruppe = körperlich-operative Tätigkeitsgruppe. $N = 307$.

Das Alter bei Eintritt erwies sich als signifikanter negativer Prädiktor der Zugehörigkeit zur Gruppe mit höherer Absenzhäufigkeit ($\beta = -0.05$, $SE = 0.01$, $p < .001$). Dies deutet darauf hin, dass jüngere Mitarbeitende mit höherer Wahrscheinlichkeit der Trajektorie mit erhöhter Absenzhäufigkeit zugeordnet wurden. Für Geschlecht ($\beta = -0.21$, $SE = 0.27$, $p = .428$) sowie Tätigkeitsgruppe ($\beta = 0.10$, $SE = 0.30$, $p = .741$) ergaben sich keine signifikanten Zusammenhänge mit der Gruppenzugehörigkeit.

Zusammenfassend erwies sich das Alter als der konsistenteste Prädiktor der Zugehörigkeit zu unterschiedlichen Absenztrajektorien. Jüngere Mitarbeitende wurden sowohl hinsichtlich der Absenzdauer als auch der Absenzhäufigkeit häufiger Trajektorien mit höheren beziehungsweise stärker ansteigenden Absenzwerten zugeordnet, während ältere Mitarbeitende häufiger stabilen und weniger ausgeprägten Verlaufsmustern angehörten. Für Geschlecht und Tätigkeitsgruppe fanden sich hingegen keine signifikanten Zusammenhänge. Die insgesamt eher kleinen Pseudo- R^2 -Werte deuten darauf hin, dass neben den in der vorliegenden Studie berücksichtigten Kovariaten weitere Faktoren zur Erklärung der Trajektorienzugehörigkeit beitragen dürften.

6 Diskussion

Im folgenden Kapitel werden die Ergebnisse der vorliegenden Studie im Hinblick auf die formulierten Forschungsfragen diskutiert und unter Einbezug theoretischer sowie empirischer Befunde eingeordnet. Im Zentrum steht die Frage, welche Verlaufsmuster krankheitsbedingter Absenzen im Vorfeld einer Langzeitabsenz identifiziert werden konnten und welche Rolle individuelle Merkmale wie Geschlecht, Tätigkeitsgruppe und Alter für die Zugehörigkeit zu diesen Verlaufsmustern spielen. Darüber hinaus wird diskutiert, welche theoretischen und praktischen Implikationen sich aus den Befunden ergeben und welche methodischen Einschränkungen bei der Interpretation berücksichtigt werden müssen.

6.1 Einordnung der Ergebnisse

Die Ergebnisse zeigen, dass sich Mitarbeitende im Vorfeld einer Langzeitabsenz unterschiedlichen Verlaufsmustern krankheitsbedingter Absenzen zuordnen lassen. Im Folgenden werden diese Verlaufsmuster sowie die Zusammenhänge mit Geschlecht, Tätigkeitsgruppe und Alter im Lichte der theoretischen Grundlagen und bisheriger empirischer Befunde interpretiert.

Die Ergebnisse der Trajektorienanalysen zeigten, dass krankheitsbedingte Absenzen im Vorfeld einer Langzeitabsenz nicht homogen verliefen, sondern unterschiedliche zeitliche Verlaufsmuster aufwiesen. Während sich für Geschlecht und Tätigkeitsgruppe keine signifikanten Zusammenhänge mit den identifizierten Absenztrajektorien ergaben, war das Alter konsistent mit der Wahrscheinlichkeit der Zugehörigkeit zu unterschiedlichen Absenztrajektorien assoziiert. Die zentralen Ergebnisse im Hinblick auf die Forschungsfragen sind in Tabelle 10 zusammengefasst.

Tabelle 10

Übersicht der Forschungsfragen und der zugehörigen Ergebnisse

Forschungsfrage	Ergebnis
F1: Welche unterschiedlichen Verlaufsmuster krankheitsbedingter Absenzen in Bezug auf Häufigkeit und Dauer lassen sich in den zwölf Monaten vor einer Langzeitabsenz (≥ 30 Tage) bei Mitarbeitenden eines Schweizer Logistikunternehmens identifizieren?	Es konnten mehrere unterschiedliche Trajektorien der Absenzdauer und der Absenzhäufigkeit identifiziert werden.
F2: Inwiefern variiert die Wahrscheinlichkeit der Zugehörigkeit zu den identifizierten Absenztrajektorien nach Geschlecht?	Es zeigten sich keine signifikanten Zusammenhänge zwischen Geschlecht und der Zugehörigkeit zu den identifizierten Trajektoriengruppen.
F3: Inwiefern variiert die Wahrscheinlichkeit der Zugehörigkeit zu den identifizierten Absenztrajektorien nach Tätigkeitsgruppe?	Es zeigten sich keine signifikanten Zusammenhänge zwischen Tätigkeitsgruppe und der Zugehörigkeit zu den identifizierten Trajektoriengruppen.
F4: Inwiefern variiert die Wahrscheinlichkeit der Zugehörigkeit zu den identifizierten Absenztrajektorien nach Alter?	Das Alter war signifikant mit der Wahrscheinlichkeit der Zugehörigkeit zu den Trajektoriengruppen assoziiert. Mit zunehmendem Alter nahm die Wahrscheinlichkeit der Zugehörigkeit zu Gruppen mit höheren Absenzwerten ab.

6.1.1 Verlaufsmuster krankheitsbedingter Absenzen

Die Ergebnisse der vorliegenden Studie zeigten, dass krankheitsbedingte Absenzen im Jahr vor einer Langzeitabsenz nicht homogen verliefen, sondern unterschiedliche zeitliche Verlaufsmuster aufwiesen. Hinsichtlich der Absenzdauer konnten drei unterschiedliche Trajektorien identifiziert werden: eine niedrig stabile, eine moderat stabile sowie eine stark ansteigende Trajektorie. Für die Absenzhäufigkeit zeigten sich zwei ansteigende Verlaufsmuster mit unterschiedlichem Ausgangsniveau. Besonders auffällig war dabei die kleine Gruppe mit stark ansteigender Absenzdauer kurz vor Eintritt der Langzeitabsenz. Dies deutete darauf hin, dass sich Langzeitabsenzen zumindest bei einem Teil der Mitarbeitenden nicht abrupt entwickelten, sondern bereits im Vorfeld durch zunehmende krankheitsbedingte Absenzen gekennzeichnet waren.

Die COR- sowie die JD-R-Theorie gehen davon aus, dass anhaltende Anforderungen mit einem Verbrauch persönlicher Ressourcen verbunden sind und sich Belastungsprozesse über die Zeit hinweg kumulativ verstärken können (Bakker & Demerouti, 2007; Hobfoll et al., 2018). Weiter wirken gemäss der COR-Theorie Ressourcenverluste stärker als Ressourcengewinne und können Verlustspiralen auslösen, wodurch sich gesundheitliche Beeinträchtigungen im Zeitverlauf verstärken (Hobfoll, 1989; Hobfoll et al., 2018). Die JD-R-Theorie beschreibt zudem, dass hohe oder chronische Arbeitsanforderungen langfristig zu Erschöpfung und gesundheitlichen Problemen führen können (Bakker & Demerouti, 2007). Vor diesem Hintergrund könnte insbesondere die stark ansteigende Trajektorie der Absenzdauer darauf hindeuten, dass sich gesundheitliche Belastungen bereits über einen längeren Zeitraum vor der Langzeitabsenz entwickelten und verfügbare physische oder psychische Ressourcen zunehmend erschöpft wurden. Die zunehmenden krankheitsbedingten Absenzen könnten somit Ausdruck gesundheitlicher Beeinträchtigungen infolge fortschreitender Belastungs- und Ressourcenverlustprozesse sein.

Darüber hinaus stützen die Ergebnisse die Annahme, dass krankheitsbedingte Absenzen als dynamische Prozesse verstanden werden müssen, die sich über die Zeit entwickeln. Dies entspricht bisherigen theoretischen und empirischen Befunden, wonach krankheitsbedingte Absenzen nicht als isolierte Ereignisse betrachtet werden sollten, sondern häufig das Ergebnis kumulativer Belastungs- und Gesundheitsprozesse darstellen (Darr & Johns, 2008). Gleichzeitig zeigte die Existenz stabiler niedriger beziehungsweise moderater Trajektorien, dass nicht alle Personen vor einer Langzeitabsenz eine ausgeprägte Eskalation der Absenzen aufwiesen. Dies spricht für die Heterogenität krankheitsbedingter Absenzverläufe und verdeutlicht den Mehrwert von Analyseansätzen, die zeitliche Entwicklungsmuster von Absenzen berücksichtigen und unterschiedliche Verläufe innerhalb einer Population identifizieren können.

Die Ergebnisse stehen insgesamt weitgehend im Einklang mit bisherigen Trajektorienanalysen zu krankheitsbedingten Absenzen, in denen ebenfalls unterschiedliche Absenzverläufe beschrieben wurden (u. a. Fagerlund et al., 2024; Gémes et al., 2024; Sørensen et al., 2025; Suur-Uski et al., 2023; Suur-Uski et al., 2024). Gleichzeitig ist bei der Vergleichbarkeit der Befunde Vorsicht geboten, da sich Studien hinsichtlich Definitionen und Operationalisierungen krankheitsbedingter Absenzen, der betrachteten Beobachtungszeiträume sowie der untersuchten Populationen teilweise deutlich unterscheiden. Unterschiede bestehen unter anderem hinsichtlich der

Definition von Kurz- und Langzeitabsenzen, der Einbeziehung spezifischer Diagnosen oder Berufsgruppen, der untersuchten Populationen sowie der jeweiligen nationalen Rahmenbedingungen.

Trotz unterschiedlicher Definitionen, Operationalisierungen und untersuchter Populationen zeigt sich über mehrere Studien hinweg konsistent, dass lediglich ein kleiner Teil der Untersuchungsteilnehmenden auffällige beziehungsweise erhöhte Absenzverläufe aufweist. So berichteten frühere Studien Hochrisikogruppen von etwa 4 % bis 12 % der untersuchten Populationen (Fagerlund et al., 2024; Gémes et al., 2015; Sørensen et al., 2025; Suur-Uski et al., 2023; Suur-Uski et al., 2024). Dies entspricht weitgehend den Ergebnissen der vorliegenden Studie, in welcher basierend auf der jeweils höchsten posterioren Zugehörigkeitswahrscheinlichkeit rund 10 % der Mitarbeitenden der Trajektorie mit stark ansteigender Absenzdauer zugeordnet wurden.

Während die bisherigen Befunde vor allem die Existenz unterschiedlicher Absenzverläufe stützen, stellt sich darüber hinaus die Frage, inwiefern die gemeinsame Betrachtung von Absenzdauer und Absenzhäufigkeit tatsächlich zusätzliche Erkenntnisse über krankheitsbedingte Absenzen liefert.

Stapelfeldt et al. (2014) zeigten, dass häufige kurzfristige, gemischte sowie langfristige Krankmeldungen mit zukünftigen Langzeitkrankheiten assoziiert waren, wobei die Dauer der Absenzen ein stärkerer Indikator für eine spätere verminderte Arbeitsfähigkeit war als die reine Häufigkeit der Absenzen. Zwar erlaubt die vorliegende Studie aufgrund ihres Designs keine Aussagen über den prädiktiven Wert von Absenzdauer oder Absenzhäufigkeit für spätere Langzeitabsenzen. Dennoch zeigte sich, dass für die Absenzdauer stärker differenzierte Verlaufsmuster identifiziert werden konnten als für die Absenzhäufigkeit. Dies könnte darauf hindeuten, dass die Betrachtung der Absenzdauer zusätzliche Informationen über Unterschiede in krankheitsbedingten Absenzverläufen liefern kann.

Gleichzeitig wurde im theoretischen Teil dieser Arbeit argumentiert, dass Absenzhäufigkeit und Absenzdauer zwar eng miteinander verbunden sind, jedoch unterschiedliche Aspekte des Absenzgeschehens erfassen (Duchemin & Hocine, 2020). Aus diesem Grund wurden beide Dimensionen in die Analysen einbezogen. Die Ergebnisse der vorliegenden Studie sprechen jedoch dafür, dass sich diese theoretische Unterscheidung im untersuchten Kollektiv nur teilweise empirisch widerspiegelte. Die im GBDTM beobachteten bedingten Wahrscheinlichkeiten zwischen den Trajektoriengruppen fielen aussergewöhnlich hoch aus. So wurden Mitglieder der ersten Trajektorie der Absenzdauer ausschliesslich der ersten Trajektorie der Absenzhäufigkeit zugeordnet, während Mitglieder der zweiten und dritten Trajektorie der Absenzdauer jeweils vollständig der zweiten Trajektorie der Absenzhäufigkeit zugeordnet wurden. Diese nahezu deterministischen Zuordnungsmuster sprechen für eine starke Überlappung der identifizierten Verlaufsmuster von Absenzdauer und Absenzhäufigkeit.

Ausserdem ist zu berücksichtigen, dass für die Absenzhäufigkeit lediglich zwei Trajektorien identifiziert wurden, welche sich primär durch ein niedrigeres beziehungsweise höheres Niveau der Absenzhäufigkeit unterschieden. Vor diesem Hintergrund erscheint es grundsätzlich plausibel, dass Mitarbeitende mit niedriger Absenzdauer überwiegend der Trajektorie mit geringerer

Absenzhäufigkeit zugeordnet wurden, während Mitarbeitende mit moderater oder hoher Absenzdauer häufiger der Trajektorie mit erhöhter Absenzhäufigkeit angehörten. Die beobachteten Zuordnungsmuster könnten somit teilweise auch eine Folge der vergleichsweise groben Gruppierungsstruktur der Absenzhäufigkeit sein. Es ist daher denkbar, dass eine stärker differenzierte Trajektorienstruktur der Absenzhäufigkeit zu einem anderen Muster der Zusammenhänge zwischen Absenzhäufigkeit und Absenzdauer geführt hätte. Vor diesem Hintergrund bleibt offen, in welchem Ausmass die gemeinsame Modellierung von Dauer und Häufigkeit tatsächlich zusätzliche Erkenntnisse über unterschiedliche Absenzmuster liefert.

Zukünftige Forschung sollte die zugrunde liegenden Mechanismen unterschiedlicher Absenztrajektorien differenzierter untersuchen. Insbesondere könnte die zusätzliche Erfassung arbeitsbezogener Anforderungen und Ressourcen dazu beitragen, den Zusammenhang zwischen Belastungsprozessen und krankheitsbedingten Absenzen genauer zu analysieren. Vor dem Hintergrund der COR- sowie JD-R-Theorie erscheint insbesondere die Berücksichtigung von Regenerationsmöglichkeiten relevant. Künftige Studien könnten daher zusätzlich Faktoren wie Erholungszeiten oder Ferienbezüge berücksichtigen. Dies erscheint insbesondere vor dem Hintergrund altersabhängiger Unterschiede bei Regenerationsmöglichkeiten relevant und könnte zu einem besseren Verständnis unterschiedlicher Absenzverläufe beitragen.

Darüber hinaus sollte zukünftige Forschung auch Personen ohne spätere Langzeitabsenz einbeziehen, um ein vollständigeres Bild unterschiedlicher Absenzverläufe zu erhalten. Dadurch könnte differenzierter untersucht werden, welche Verläufe tatsächlich mit einem erhöhten Risiko für spätere Langzeitabsenzen verbunden sind und inwiefern Absenzdauer und Absenzhäufigkeit unterschiedliche oder ähnliche Informationen über dieses Risiko liefern.

Weiter könnte zukünftige Forschung den Verlauf von Langzeitabsenzen selbst stärker berücksichtigen und untersuchen, inwiefern unterschiedliche Verläufe kurzfristiger krankheitsbedingter Absenzen mit dem weiteren Verlauf, der Dauer oder dem Wiedereinstieg nach einer Langzeitabsenz zusammenhängen. Unabhängig davon erscheint auch eine vertiefte Untersuchung der Absenzdauer sinnvoll, da die Ergebnisse der vorliegenden Studie darauf hindeuten, dass insbesondere die Dauer krankheitsbedingter Absenzen zusätzliche Informationen über Unterschiede in krankheitsbedingten Absenzverläufen liefern könnte.

6.1.2 Geschlechterunterschiede

Die Ergebnisse dieser Studie liefern keine Hinweise auf geschlechtsspezifische Unterschiede hinsichtlich der Wahrscheinlichkeit, den identifizierten Absenztrajektorien zugeordnet zu werden. Geschlecht erwies sich somit nicht als bedeutsamer Prädiktor für die Gruppenzugehörigkeit. Dies deutet darauf hin, dass sich die zeitlichen Verlaufsmuster krankheitsbedingter Absenzen im Vorfeld einer Langzeitabsenz innerhalb der untersuchten Population weitgehend unabhängig vom Geschlecht entwickelten.

Die Ergebnisse stehen teilweise im Widerspruch zu bisherigen Studien zu geschlechtsspezifischen Unterschieden bei krankheitsbedingten Absenzenverläufen. Gleichzeitig zeigt sich in der bisherigen Forschung keine einheitliche Befundlage, wobei die Vergleichbarkeit

zusätzlich durch unterschiedliche Studiendesigns eingeschränkt wird. So untersuchten einige Studien ausschliesslich Frauen und erlauben daher keine direkten Aussagen zu Geschlechtsunterschieden. Beispielsweise analysierten Suur-Uski et al. (2024) ausschliesslich berufstätige Frauen und identifizierten unterschiedliche kurz- und langfristige Absenztrajektorien, darunter niedrig stabile, moderat stabile sowie hoch ansteigende Verläufe.

Andere Studien analysierten Männer und Frauen getrennt und berichteten Unterschiede hinsichtlich der Anzahl und Ausprägung der identifizierten Trajektoriengruppen. Salonen et al. (2020) identifizierten bei Frauen drei Verlaufsmuster (niedrig stabil, moderat stabil und hoch ansteigend), während sich bei Männern lediglich zwei Gruppen (niedrig stabil und hoch ansteigend) zeigten. Darüber hinaus unterschieden sich die Zusammenhänge zwischen Arbeitsanforderungen, Handlungsspielraum und Gruppenzugehörigkeit teilweise zwischen den Geschlechtern.

Weitere Studien analysierten Männer und Frauen gemeinsam und berichteten Unterschiede hinsichtlich der Verteilung innerhalb der Trajektoriengruppen. Fagerlund et al. (2024) zeigten beispielsweise, dass Frauen häufiger den abnehmenden sowie ansteigenden Langzeitabsenztrajektorien zugeordnet wurden als der Gruppe ohne Langzeitabsenzen.

Auch Farrants und Alexanderson (2022) berichteten, dass Männer im Vergleich zu Frauen ein geringeres Risiko aufwiesen, Verläufen mit krankheitsbedingten Absenzen und Tage im Invaliditätsrentenbezug anzugehören. Darüber hinaus fanden Alaie et al. (2025), dass weibliches Geschlecht neben weiteren Faktoren mit einer höheren Wahrscheinlichkeit der Zugehörigkeit zu ungünstigeren Trajektorien krankheitsbedingter Absenzen und Invaliditätsleistungen verbunden war. Ähnliche Befunde berichteten auch Rysstad et al. (2023), wonach Frauen in weniger günstigen Verlaufsmustern überrepräsentiert waren.

Gleichzeitig existieren auch Studien, welche keine ausgeprägten geschlechtsspezifischen Unterschiede in den Verlaufsmustern krankheitsbedingter Absenzen berichteten. Sørensen et al. (2025) zeigten in einer Studie mit jungen Mitarbeitenden im Alter von 15 bis 30 Jahren beim Eintritt in den dänischen Arbeitsmarkt, dass sowohl bei Frauen als auch bei Männern die Zugehörigkeit zu einer Krankheitsabsenzgruppe mit späteren Langzeitabsenzen assoziiert war.

Die JD-R- sowie die COR-Theorie betonen die Bedeutung von Arbeitsanforderungen und verfügbaren Ressourcen für die Entstehung gesundheitlicher Belastungen (Bakker & Demerouti, 2007; Hobfoll et al., 2018). Vor diesem Hintergrund könnten geschlechtsspezifische Unterschiede weniger auf das Geschlecht selbst als vielmehr auf Unterschiede in den Arbeits- und Ressourcenbedingungen zurückzuführen sein. In diesem Zusammenhang berichteten Salonen et al. (2020), dass Frauen häufiger in Tätigkeiten mit niedrigen Arbeitsanforderungen und geringer Kontrolle arbeiteten, während Männer häufiger Tätigkeiten mit hohen Anforderungen und gleichzeitig höherem Handlungsspielraum ausübten. Gleichzeitig zeigten Frauen im Verhältnis zu den vorhandenen Kontrollmöglichkeiten höhere Arbeitsanforderungen als Männer. Dies deutet darauf hin, dass mögliche Unterschiede in krankheitsbedingten Absenzen eher durch Unterschiede in den Arbeitsbedingungen als durch das Geschlecht selbst erklärt werden könnten.

Die Ergebnisse der vorliegenden Studie könnten darauf hindeuten, dass sich innerhalb des untersuchten Unternehmens die Arbeits- und Ressourcenbedingungen zwischen Männern und

Frauen weniger stark unterscheiden als in anderen untersuchten Populationen. Darüber hinaus sollte berücksichtigt werden, dass Frauen sowohl innerhalb der Gesamtbelegschaft als auch innerhalb der Studienpopulation deutlich unterrepräsentiert waren. Der Frauenanteil lag in der vorliegenden Stichprobe bei rund 28 %, wodurch insbesondere innerhalb kleinerer Trajektoriengruppen nur eine begrenzte Anzahl weiblicher Mitarbeitenden vertreten war. In Kombination mit der insgesamt relativ kleinen Stichprobe könnte dies die statistische Teststärke zur Identifikation geschlechtsspezifischer Unterschiede eingeschränkt haben. Entsprechend sollten die fehlenden Hinweise auf signifikante Geschlechtsunterschiede vorsichtig interpretiert werden.

Zukünftige Forschung sollte geschlechtsspezifische Unterschiede in krankheitsbedingten Absenzverläufen stärker im Zusammenhang mit konkreten Arbeits- und Ressourcenbedingungen untersuchen. Insbesondere erscheint es relevant, Variablen wie Arbeitsanforderungen, Handlungsspielraum, Vereinbarkeit von Beruf und Privatleben sowie psychosoziale Belastungen differenziert zu erfassen. Darüber hinaus könnten grössere und ausgewogenere Stichproben dazu beitragen, potenzielle Geschlechtsunterschiede zuverlässiger zu identifizieren und deren zugrunde liegende Mechanismen besser zu verstehen.

6.1.3 Unterschiede zwischen Tätigkeitsgruppen

Die vorliegenden Ergebnisse zeigten keine signifikanten Unterschiede zwischen den Tätigkeitsgruppen hinsichtlich der Wahrscheinlichkeit, den identifizierten Trajektorien der Absenzdauer und Absenzhäufigkeit zugeordnet zu werden. Sowohl in den deskriptiven Analysen als auch in den Regressionsmodellen erwies sich die Tätigkeitsgruppe nicht als signifikanter Prädiktor der Gruppenzugehörigkeit. Entsprechend fanden sich keine Hinweise darauf, dass sich die modellbasiert geschätzten Absenzverläufe von Mitarbeitenden der kognitiv-administrativen und der körperlich-operativen Tätigkeitsgruppe vor Eintritt einer Langzeitabsenz systematisch unterschieden.

So zeigen bisherige Untersuchungen relativ konsistent, dass Mitarbeitende der körperlich-operativen Tätigkeitsgruppe häufiger eine Zugehörigkeit zu ungünstigeren Absenztrajektorien aufweisen als Mitarbeitende kognitiv-administrativer Tätigkeitsgruppen mit höheren Qualifikations- und Verantwortungsanforderungen. So berichteten Fagerlund et al. (2024), dass Mitarbeitende der körperlich-operativen Tätigkeitsgruppe im Vergleich zur kognitiv-administrativen Tätigkeitsgruppe eine geringere Wahrscheinlichkeit aufwiesen, der Trajektorie ohne Langzeitabsenz anzugehören, und gleichzeitig häufiger der Trajektorie mit abnehmenden Langzeitkrankheitsabsenzen zugeordnet wurden. Auch Suur-Uski et al. (2024) fanden Unterschiede zwischen den Tätigkeitsgruppen. So entfielen mehr als 70 % der Mitarbeitenden mit einer Zugehörigkeit zu Trajektorien mit hohen Krankheitsabsenzen auf Mitarbeitende der körperlich-operativen Tätigkeitsgruppe, obwohl diese lediglich rund die Hälfte der Studienpopulation ausmachte. Darüber hinaus zeigte sich für Mitarbeitende der niedrigsten beruflichen Klasse eine höhere Wahrscheinlichkeit der Zugehörigkeit zu Trajektorien mit hohen Krankheitsabsenzen. Ähnliche Befunde berichteten auch Alaie et al. (2025), wonach Mitarbeitende der körperlich-operativen Tätigkeitsgruppe im Vergleich zu Mitarbeitenden der kognitiv-administrativen Tätigkeitsgruppe eine höhere Wahrscheinlichkeit aufwiesen, weniger günstigen Trajektorien krankheitsbedingter Absenzen und Invaliditätsleistungen

anzugehören. Insgesamt sprechen diese Befunde dafür, dass Unterschiede zwischen Tätigkeitsgruppen mit unterschiedlichen Risiken für kurz- und langfristige Krankheitsabsenzen verbunden sein könnten.

Mehrere Studien weisen darauf hin, dass insbesondere physische Arbeitsbelastungen mit dem Risiko langfristiger Krankheitsabsenzen zusammenhängen. Fagerlund et al. (2024) beschrieben, dass die Zugehörigkeit zur abnehmenden Trajektorie langfristiger Krankheitsabsenzen mit einer häufiger als körperlich belastend wahrgenommenen Arbeit, häufigerem Rauchen sowie einem erhöhten Vorkommen von Übergewicht und Adipositas verbunden war. Darüber hinaus hoben die Autorinnen und Autoren hervor, dass handwerkliche Arbeit häufig mit repetitiven Bewegungen, ungünstigen Körperhaltungen und Schmerzen verbunden war. Entsprechend zeigten Mitarbeitende mit hoher physischer Arbeitsbelastung eine geringere Wahrscheinlichkeit der Zugehörigkeit zur Trajektorie ohne Langzeitkrankheitsabsenz. Auch Lallukka et al. (2019) berichteten, dass langfristige Exposition gegenüber mehreren physischen Belastungsfaktoren das Risiko erhöht, einer hohen Absenz-Trajektorie anzugehören, wobei das Risiko mit zunehmender Anzahl der Belastungsexpositionen weiter anstieg.

Neben physischen Belastungen verweisen aktuelle Studien zunehmend auf die Bedeutung von Arbeitsressourcen und Handlungsspielräumen. Salonen et al. (2020) zeigten beispielsweise, dass hohe Arbeitsanforderungen nicht grundsätzlich mit ungünstigen Verläufen verbunden waren. Vielmehr waren hohe Anforderungen bei gleichzeitig mittlerer oder hoher Kontrolle eher mit niedrig-stabilen Trajektorien krankheitsbedingter Absenzen und Invaliditätsleistungen assoziiert. Demgegenüber standen geringe Kontrolle, unabhängig vom Ausmass der Anforderungen, häufiger im Zusammenhang mit mittel-stabilen oder stark ansteigenden Trajektorien. Farrants und Alexanderson (2022) berichteten ebenfalls, dass Mitarbeitende der kognitiv-administrativen Tätigkeitsgruppe eine höhere Wahrscheinlichkeit aufwiesen, Verläufen mit keinen oder geringen krankheitsbedingten Absenzen und Invaliditätsleistungen anzugehören. Zudem hing der Grad der Selbstbestimmung im Beruf stärker mit der Zugehörigkeit zu einem bestimmten Verlauf zusammen als das Ausmass beruflicher Anforderungen. Hingegen fanden Neupane et al. (2025) in vollständig adjustierten Modellen keine signifikanten Zusammenhänge zwischen arbeitsbezogenen Faktoren und nicht-regulärem Renteneintritt. Jedoch zeigten sich in den Rohmodellen erhöhte Risiken bei repetitiven Tätigkeiten und ungünstigen Körperhaltungen sowie protektive Effekte von Einflussmöglichkeiten und guten Anreizsystemen. Fagerlund et al. (2024) beschrieben zudem, dass eingeschränkte Möglichkeiten zur Anpassung körperlich belastender Tätigkeiten zu häufigeren Krankheitsabsenzen beitragen können. Auch Suur-Uski et al. (2024) hielten fest, dass Personen in höheren beruflichen Positionen möglicherweise eher in der Lage sind, trotz Krankheit weiterzuarbeiten und bessere Möglichkeiten haben, ihre Arbeitsaufgaben anzupassen. Damit deutet die Literatur darauf hin, dass nicht allein die Tätigkeit selbst entscheidend ist, sondern insbesondere die innerhalb der Tätigkeit vorhandenen Ressourcen, Anpassungsmöglichkeiten und psychosozialen Arbeitsbedingungen.

Diese Befunde lassen sich eng mit der JD-R-Theorie verbinden. Die Ergebnisse der Studien sprechen dafür, dass hohe Arbeitsanforderungen – insbesondere physische Belastungen – mit

erhöhten Risiken für Krankheitsabsenzen verbunden sind, vor allem dann, wenn gleichzeitig nur geringe Ressourcen wie Kontrolle, Autonomie oder Anpassungsmöglichkeiten vorhanden sind. Damit bestätigen die Befunde die Annahme des Gesundheitsbeeinträchtigungsprozesses der JD-R-Theorie, wonach hohe Anforderungen langfristig zu Ressourcenerschöpfung und gesundheitlichen Beeinträchtigungen führen können. Gleichzeitig zeigen die Studien auch die Bedeutung von Arbeitsressourcen als protektive Faktoren, da hohe Kontrolle oder Handlungsspielräume die negativen Auswirkungen von Anforderungen teilweise abschwächen konnten.

Auch aus Perspektive der COR-Theorie lassen sich die Befunde interpretieren. Insbesondere die kumulative Wirkung physischer Belastungsfaktoren sowie eingeschränkte Möglichkeiten zur Arbeitsanpassung können als Prozesse des Ressourcenverlusts verstanden werden. Mitarbeitende mit geringeren Ressourcen oder eingeschränkten Handlungsmöglichkeiten scheinen anfälliger für weitere Belastungen und gesundheitliche Beeinträchtigungen zu sein, wodurch langfristig Verlustspiralen entstehen können. Umgekehrt könnten höhere berufliche Positionen, grössere Kontrolle über die Arbeit oder bessere Anpassungsmöglichkeiten als Ressourcenkarawanen wirken, welche Belastungsfolgen abschwächen und die Aufrechterhaltung der Arbeitsfähigkeit unterstützen.

Die fehlenden Unterschiede zwischen den Tätigkeitsgruppen könnten zudem damit zusammenhängen, dass die Gruppenzuordnung ausschliesslich anhand der Funktionsbezeichnungen erfolgte. Einerseits wurden unterschiedliche Funktionen innerhalb der Tätigkeitsgruppen zusammengefasst, andererseits können auch Mitarbeitende innerhalb derselben Funktion sehr unterschiedliche Arbeitsbedingungen, Handlungsspielräume oder Belastungsprofile aufweisen. Dadurch konnten potenziell relevante Unterschiede hinsichtlich tatsächlicher körperlicher Belastungen, psychosozialer Anforderungen oder verfügbarer Ressourcen nicht berücksichtigt werden. Die Ergebnisse sollten daher nicht dahingehend interpretiert werden, dass Tätigkeitsunterschiede grundsätzlich keine Rolle für krankheitsbedingte Absenzverläufe spielen.

Darüber hinaus könnte ein möglicher Healthy-Worker-Effekt zur Erklärung beitragen. Mitarbeitende mit ungünstigen gesundheitlichen Verläufen oder besonders hohen physischen beziehungsweise psychischen Belastungen könnten bereits aus dem Unternehmen ausgeschieden sein. Ebenso könnten Umplatzierungen oder Umschulungen dazu geführt haben, dass besonders belastete Mitarbeitende nicht mehr in ihren ursprünglichen Tätigkeitsgruppen erfasst wurden. Dadurch könnten Unterschiede zwischen den verbleibenden Tätigkeitsgruppen abgeschwächt worden sein.

Die Ergebnisse sprechen jedoch dafür, dass weniger die formale Tätigkeitsgruppe selbst als vielmehr konkrete Arbeitsanforderungen, Ressourcen und Anpassungsmöglichkeiten für die Entwicklung krankheitsbedingter Absenzverläufe relevant sein könnten. Um die zugrunde liegenden Mechanismen besser zu verstehen, sollte zukünftige Forschung arbeitsbezogene Anforderungen und Ressourcen differenzierter erfassen. Insbesondere erscheint es sinnvoll, nicht ausschliesslich Tätigkeitsgruppen zu berücksichtigen, sondern arbeitsbezogene Belastungen, psychosoziale Anforderungen sowie verfügbare Ressourcen zu den jeweiligen Messzeitpunkten direkt zu erfassen. Dadurch könnten Veränderungen von Belastungen, Ressourcen und Anpassungsmöglichkeiten im

Zeitverlauf differenzierter untersucht und deren Zusammenhang mit unterschiedlichen krankheitsbedingten Absenzverläufen besser verstanden werden.

6.1.4 Altersunterschiede

Die vorliegenden Ergebnisse deuteten darauf hin, dass jüngere Mitarbeitende häufiger der Trajektorie mit moderat stabiler Absenzhäufigkeit zugeordnet wurden, während mit zunehmendem Alter die Wahrscheinlichkeit einer Zuordnung zur niedrig stabilen Trajektorie anstieg. Obwohl die marginalen Effekte pro zusätzliches Lebensjahr vergleichsweise klein ausfielen, zeigte sich der Zusammenhang konsistent über die Modelle hinweg. Dies weist darauf hin, dass das Alter mit der Wahrscheinlichkeit der Zugehörigkeit zu unterschiedlichen Absenztrajektorien zusammenhängen könnte.

Die bisherige Evidenz zu Alterseffekten in GBTM- und GBMTM-Studien zu Arbeitsunfähigkeit und krankheitsbezogenen Verläufen fällt insgesamt heterogen aus. Mehrere Studien mit Fokus auf jüngere Mitarbeitende berichteten Ergebnisse, die mit den vorliegenden Befunden übereinstimmen. Alaie et al. (2025) identifizierten bei jungen Erwachsenen im Alter von 19 bis 30 Jahren vier unterschiedliche Krankheitsabsenztrajektorien und zeigten, dass jüngere Personen häufiger eine Zugehörigkeit zu ungünstigeren Verlaufgruppen aufwiesen. Ebenso fanden Sørensen et al. (2025) bereits im ersten Jahr der Vollzeitbeschäftigung unterschiedliche Muster kurzfristiger und längerer Absenzen bei Mitarbeitenden im Alter von 15 bis 30 Jahren.

Ähnliche Hinweise auf eine erhöhte Vulnerabilität jüngerer Mitarbeitender fanden auch Fagerlund et al. (2024), die bei 19–39-jährigen Mitarbeitenden drei unterschiedliche Langzeitkrankheitsabsenz-Trajektorien identifizierten und insbesondere körperliche Belastung, Schmerzen und handwerklichen Tätigkeiten mit ungünstigeren Verläufen assoziierten. Darüber hinaus beschrieben Salmela et al. (2025), die – ebenso wie Fagerlund et al. (2024) – auf Umfragedaten der Helsinki Health Study unter Mitarbeitenden der Stadt Helsinki basierten, vier Kurzzeit- sowie zwei Langzeitkrankheitsabsenz-Trajektorien bei 19–39-jährigen Mitarbeitenden. Gesamthaft deuten diese Befunde darauf hin, dass sich bereits in frühen Erwerbsphasen unterschiedliche, teils ungünstige kurz- und langfristige Absenzverläufe entwickeln können. Gleichzeitig sollte berücksichtigt werden, dass sich die genannten Studien überwiegend auf spezifische Zielgruppen jüngerer Mitarbeitenden konzentrierten und direkte Vergleiche mit älteren Mitarbeitenden ausser Acht liessen.

Demgegenüber berichteten andere Studien häufiger ungünstige Verläufe bei älteren Mitarbeitenden. Farrants und Alexanderson (2022) zeigten beispielsweise, dass die Wahrscheinlichkeit der Zugehörigkeit zu ungünstigen Trajektorien krankheitsbedingter Absenzen und Invaliditätsleistungen insbesondere in höheren Altersgruppen erhöht war, wobei die stärksten Effekte bei Personen zwischen 55 und 65 Jahren beobachtet wurden. Auch Alaie et al. (2025) fanden, dass höheres Alter mit einer erhöhten Wahrscheinlichkeit der Zugehörigkeit zu weniger günstigen Trajektorien krankheitsbedingter Absenzen und Invaliditätsleistungen assoziiert war. Darüber hinaus berichteten Suur-Uski et al. (2023) bei Mitarbeitenden im Alter von 50 bis 60 Jahren erhöhte Risiken für langfristige Krankheitsabsenzverläufe, insbesondere bei Vorliegen zusätzlicher gesundheitlicher

Belastungsfaktoren. Insgesamt weisen diese Befunde darauf hin, dass sich altersbezogene Unterschiede in krankheitsbedingten Absenzverläufen nicht konsistent zeigen. Vielmehr könnten unterschiedliche Erwerbsphasen mit unterschiedlichen Risikokonstellationen verbunden sein, wobei sowohl jüngere als auch ältere Mitarbeitende spezifische Vulnerabilitäten für ungünstige Absenzverläufe aufweisen könnten.

Die JD-R- sowie die COR-Theorie gehen davon aus, dass gesundheitliche Entwicklungen im Arbeitskontext wesentlich durch das Zusammenspiel von Anforderungen und verfügbaren Ressourcen beeinflusst werden. In diesem Zusammenhang argumentierten Shao, Goštautaitė, Wang und Ng (2022), dass Alterungsprozesse gleichzeitig mit Ressourcenverlusten und Ressourcengewinnen verbunden sein können. Einerseits war das Alter positiv mit körperlichen Gesundheitsproblemen assoziiert, welche wiederum mit der Anzahl an Krankheitstagen zusammenhingen. Andererseits war das Alter auch positiv mit dem Arbeitsengagement assoziiert. Dabei halten sie fest, dass ältere Mitarbeitende aufgrund kumulativer gesundheitlicher Belastungen und körperlicher Einschränkungen häufiger Krankheitsabsenzen aufweisen könnten, gleichzeitig jedoch von höheren motivationalen Ressourcen und grösserer beruflicher Erfahrung profitieren. Jüngere Mitarbeitende hingegen könnten aufgrund geringerer arbeitsbezogener und persönlicher Ressourcen sowie geringerer Bewältigungserfahrung vulnerabler für ungünstige Absenzverläufe sein.

Auch die Ergebnisse von Mühlenbrock und Hüffmeier (2020) weisen darauf hin, dass Arbeitsautonomie insbesondere in höheren Altersgruppen eine wichtige Ressource zur Beeinflussung der eigenen Arbeitsbedingungen darstellen könnte. Gleichzeitig zeigten sich Tätigkeiten mit hoher Belastung besonders nachteilig für die Gesundheit jüngerer Mitarbeitenden. Zudem deuteten die Befunde darauf hin, dass sinnstiftende Arbeit mit zunehmendem Alter an Relevanz gewinnt, wobei dieser Zusammenhang insbesondere bis ins mittlere Erwerbsalter beobachtet wurde.

Die Ergebnisse von Yaldiz, Truxillo, Bodner und Hammer (2018) deuten darauf hin, dass hohe arbeitsbezogene Ressourcen, beispielsweise Handlungsspielraum, eine gute Beziehung zur Führungskraft oder organisationale Fairness, sowohl bei jüngeren als auch bei älteren Mitarbeitenden mit geringerem Stress verbunden sind und sich somit generell protektiv für das Wohlbefinden auswirken. Fehlen diese Ressourcen jedoch, berichten ältere Mitarbeitende über deutlich höhere Stressbelastungen als jüngere Mitarbeitende. Insgesamt scheinen arbeitsbezogene Ressourcen für ältere Mitarbeitende daher eine besonders wichtige Bedeutung zu haben, während ein Mangel an solchen Ressourcen ihr Wohlbefinden stärker beeinträchtigen könnte.

Dies könnte darauf hindeuten, dass sich die Bedeutung spezifischer Ressourcen und Anforderungen über das Erwerbsleben hinweg verändert. Während bei jüngeren Mitarbeitenden möglicherweise instabile Erwerbsphasen, geringere Erfahrung und reduzierte Bewältigungsressourcen stärker im Vordergrund stehen, könnten bei älteren Mitarbeitenden eher kumulative gesundheitliche Belastungen sowie der Verlust arbeitsbezogener Ressourcen relevant sein.

Gleichzeitig sollten mögliche Selektionsprozesse berücksichtigt werden. Ältere Mitarbeitende mit hohen gesundheitlichen Belastungen oder ungünstigen Arbeitsbedingungen könnten bereits früher aus dem Erwerbsleben oder aus dem Unternehmen ausgeschieden sein. Dadurch könnten in älteren Mitarbeitendengruppen vergleichsweise gesündere Personen verbleiben, was im Sinne eines Healthy-Worker-Effekts die teilweise günstigeren Verläufe älterer Mitarbeitender erklären könnte.

Die Ergebnisse deuten darauf hin, dass Alter nicht linear mit krankheitsbedingten Absenzverläufen zusammenhängt. Vielmehr sprechen die Befunde dafür, dass sich die Bedeutung von Anforderungen, Ressourcen und gesundheitlichen Belastungen über das Erwerbsleben hinweg verändern könnte und unterschiedliche Altersgruppen möglicherweise auf unterschiedliche Weise vulnerabel für ungünstige Absenzverläufe sind. Um potenzielle Mechanismen hinter unterschiedlichen Absenzverläufen besser zu verstehen, sollte zukünftige Forschung Alterseffekte differenzierter über verschiedene Erwerbsphasen hinweg untersuchen. Insbesondere erscheint es relevant, arbeitsbezogene Anforderungen, verfügbare Ressourcen sowie gesundheitliche Belastungen altersgruppenspezifisch zu erfassen. Ebenso erscheint es sinnvoll, mögliche Selektionsprozesse wie den Healthy-Worker-Effekt stärker zu berücksichtigen. Längsschnittstudien könnten hierzu beitragen, indem sie auch Personen erfassen, die aufgrund gesundheitlicher Belastungen vorzeitig aus dem Erwerbsleben oder aus dem Unternehmen ausscheiden, um altersbezogene Unterschiede in krankheitsbedingten Absenzverläufen differenzierter interpretieren zu können. Studien mit direkten Vergleichen zwischen unterschiedlichen Altersgruppen könnten zudem dazu beitragen, altersbezogene Unterschiede in kurz- und langfristigen Absenzverläufen systematischer zu untersuchen.

6.2 Implikationen für die Praxis

Die Ergebnisse der vorliegenden Studie zeigen, dass krankheitsbedingte Absenzen im Vorfeld einer Langzeitabsenz unterschiedliche Entwicklungsmuster aufweisen. Während für zwei der identifizierten Gruppen über den gesamten Beobachtungszeitraum hinweg geringe oder moderate Absenzen geschätzt wurden, zeigte eine dritte Gruppe einen ansteigenden Absenzverlauf. Diese Befunde verdeutlichen, dass gesundheitliche Belastungen und krankheitsbedingte Absenzen nicht einheitlich verlaufen und sich gesundheitliche Risiken bereits über längere Zeiträume hinweg abzeichnen können. Daraus ergeben sich wichtige Implikationen für die betriebliche Prävention und das betriebliche Gesundheitsmanagement.

6.2.1 Krankheitsabsenzen als potenzielle Frühwarnsignale

Die in dieser Studie identifizierten unterschiedlichen Absenzverläufe legen nahe, dass nicht nur das Ausmass krankheitsbedingter Absenzen, sondern auch deren Entwicklung über die Zeit für die betriebliche Prävention relevant sein kann. Vor diesem Hintergrund könnten betriebliche Frühinterventionssysteme von einer stärker verlaufsorientierten Betrachtung profitieren. Während bestehende Ansätze häufig auf festen Schwellenwerten basieren, beispielsweise einer bestimmten Anzahl von Absenzereignissen oder Absenztagen innerhalb eines definierten Zeitraums, könnte

ergänzend die individuelle Entwicklung von Absenzhäufigkeit und Absenzdauer berücksichtigt werden.

Die Relevanz eines solchen Ansatzes wird auch durch frühere Forschung gestützt. Ubalde-Lopez, Hernando-Rodriguez, Benavides & Serra (2019) argumentieren, dass zur Untersuchung komplexer gesundheitsbezogener Verhaltensweisen dynamische, über die Zeit angelegte und personenzentrierte Ansätze erforderlich sind, da diese die Identifikation von Personen mit ähnlichen Entwicklungsmustern ermöglichen. Übertragen auf krankheitsbedingte Absenzen spricht dies dafür, Absenzverhalten nicht ausschliesslich anhand einzelner Ereignisse oder aggregierter Kennzahlen zu beurteilen, sondern unterschiedliche Verlaufsmuster systematisch zu berücksichtigen.

Über die methodische Begründung hinaus weisen die Ergebnisse von Sørensen (2025) auf die praktische Relevanz von Absenzverläufen hin. In ihren prospektiven Analysen waren sowohl häufige kürzere als auch häufige längere Krankheitsabsenzverläufe mit einem erhöhten Risiko für spätere Langzeitabsenzen verbunden. Dies legt nahe, dass das frühere Absenzgeschehen wichtige Hinweise auf zukünftige Absenzrisiken liefern kann.

So könnte beispielsweise eine wiederholte kurzfristige Absenz innerhalb kurzer Zeiträume bei zuvor kaum auffälligen Mitarbeitenden auf einen bedeutsamen Wandel im Absenzverhalten hindeuten. Die Berücksichtigung solcher Verläufe könnte dazu beitragen, Mitarbeitende mit erhöhtem Risiko für spätere Langzeitabsenzen frühzeitig zu identifizieren und gezielte Unterstützungs- sowie Präventionsmassnahmen einzuleiten.

6.2.2 Ressourcenorientierte Gesprächsführung

Die Identifikation potenzieller Frühwarnsignale allein ist jedoch noch keine Intervention. Entscheidend ist vielmehr, wie Unternehmen auf entsprechende Veränderungen im Absenzverhalten reagieren. Hinweise darauf, welche Faktoren dabei förderlich oder hinderlich sein können, liefern die Ergebnisse von Joosen et al. (2022). In ihrer qualitativen Untersuchung zu Rückkehrprozessen nach krankheitsbedingten Absenzen aufgrund psychischer Erkrankungen wurden unter anderem hohe Arbeitsbelastungen, unzureichende Kommunikation seitens des Managements, das Gefühl, nicht gehört zu werden, sowie mangelnde Unterstützung durch Führungskräfte als wahrgenommene Ursachen krankheitsbedingter Absenzen identifiziert. Zudem wurden fehlende Begleitung im Rückkehrprozess, unzureichende Nachbetreuung sowie Druck zur vorzeitigen Rückkehr an den Arbeitsplatz als Barrieren für eine erfolgreiche Arbeitswiederaufnahme beschrieben.

Obwohl die Studie Rückkehrprozesse nach krankheitsbedingten Absenzen aufgrund psychischer Erkrankungen untersuchte, sind die Ergebnisse auch darüber hinaus von Bedeutung. Da jeder krankheitsbedingten Absenz ein Rückkehrprozess folgt, können sie als Hinweise auf Faktoren verstanden werden, die im Zusammenhang mit krankheitsbedingten Absenzen berücksichtigt werden sollten.

Demgegenüber wurden beispielsweise eine klare und transparente Begleitung des Rückkehrprozesses, realistische Erwartungssteuerung sowie ausreichender Handlungsspielraum bei der Gestaltung der Rückkehr als förderliche Faktoren beschrieben. Besonders bedeutsam erschien dabei die Unterstützung durch direkte Führungskräfte. Mitarbeitende berichteten, dass sie sich eher

zu einer Rückkehr in der Lage fühlten, wenn Führungskräfte Verständnis zeigten, aktiv zuhörten und sie bei der Wahrung individueller Belastungsgrenzen unterstützten (Joosen et al., 2022).

Diese Befunde unterstreichen die Bedeutung unterstützender Führung und offener Kommunikation im Umgang mit krankheitsbedingten Absenzen. Strukturierte, ressourcenorientierte Fürsorge- und Rückkehrgespräche können dazu beitragen, Belastungen und Unterstützungsbedürfnisse frühzeitig zu erkennen und geeignete Massnahmen abzuleiten. Unterstützung für die Wirksamkeit eines solchen Vorgehens liefern Befunde zu sogenannten gesundheitsförderlichen Interventionsverhaltensweisen (Health-Focused Intervention Behaviors). Darunter werden gezielte gesundheitsbezogene Interventionen von Führungskräften verstanden, beispielsweise gesundheitsbezogene Gespräche, Anpassungen der Arbeitsbedingungen oder die Vermittlung organisationaler und medizinischer Unterstützungsangebote. Frühzeitige Interventionen von Führungskräften wurden mit einer Verbesserung von Gesundheit und Wohlbefinden der Mitarbeitenden in Verbindung gebracht. Zudem zeigen aktuelle Befunde, dass gesundheitsorientierte Interventionen mit geringeren krankheitsbedingten Absenzen assoziiert sind (Boehm, Khademi & Baumgaertner, 2026).

Vor diesem Hintergrund könnten strukturierte, ressourcenorientierte Fürsorge- und Rückkehrgespräche einen geeigneten Rahmen bieten, um arbeitsbezogene Belastungen und Unterstützungsbedürfnisse frühzeitig zu thematisieren. Dadurch könnten arbeitsplatzbezogene Stressoren sowie mögliche Entlastungsmassnahmen gemeinsam identifiziert und Handlungsspielräume für eine gesundheitsförderliche Arbeitsgestaltung eröffnet werden.

6.2.3 Geschlechtssensible Präventionsansätze

Die bisherigen Ausführungen verdeutlichen, dass betriebliche Präventionsmassnahmen möglichst an den individuellen Belastungs- und Ressourcensituationen der Mitarbeitenden ansetzen sollten. Eine mögliche Einflussgrösse stellen dabei geschlechtsspezifische Lebens- und Arbeitsbedingungen dar. Obwohl sich in der vorliegenden Studie keine signifikanten Unterschiede zwischen Männern und Frauen hinsichtlich der Wahrscheinlichkeit der Zugehörigkeit zu unterschiedlichen Absenztrajektorien zeigten, könnten geschlechtsspezifische Belastungs- und Ressourcenkonstellationen im Rahmen betrieblicher Präventionsstrategien dennoch berücksichtigt werden. Wie in der Diskussion dargestellt, weisen frühere Studien darauf hin, dass sich die Rahmenbedingungen gesundheitsbezogener Belastungs- und Bewältigungsprozesse zwischen Frauen und Männern teilweise unterscheiden können.

Aktuelle Forschung zeigt beispielsweise, dass Arbeitsbedingungen, psychische Gesundheit und krankheitsbedingte Arbeitsausfälle teilweise geschlechtsspezifisch zusammenhängen. Wang et al. (2025) fanden deutliche geschlechtsspezifische Unterschiede in den Zusammenhängen zwischen Arbeitsmerkmalen, psychischer Gesundheit und Arbeitsausfällen. Die Autorinnen betonen daher die Bedeutung von Arbeitsbedingungen, die sowohl Flexibilität als auch Sicherheit fördern und zugleich geschlechtsspezifische Ungleichheiten im Arbeitskontext berücksichtigen.

Ergänzend weisen Befunde des Robert Koch-Instituts (2020) darauf hin, dass sowohl Erwerbsarbeit als auch Betreuungs- und Pflegeaufgaben wichtige Einflussfaktoren auf die

Gesundheit darstellen. Da Sorge- und Erwerbsarbeit weiterhin ungleich zwischen den Geschlechtern verteilt sind, können insbesondere Frauen von zusätzlichen Belastungen betroffen sein. Dies zeigt sich insbesondere nach der Familiengründung, die häufig mit einer stärkeren traditionellen Arbeitsteilung einhergeht.

Vor diesem Hintergrund könnten bei der Gestaltung betrieblicher Präventionsmassnahmen unterschiedliche Belastungs- und Lebenssituationen stärker berücksichtigt werden. Flexible Arbeitszeitmodelle, Homeoffice-Möglichkeiten, kurzfristige Freistellungsmöglichkeiten bei Betreuungseinpässen oder strukturierte Wiedereinstiegsangebote nach familienbedingten Erwerbsunterbrüchen könnten dazu beitragen, die Vereinbarkeit beruflicher und privater Anforderungen zu erleichtern.

Darüber hinaus könnten auch geschlechtsspezifische Gesundheitsphasen, beispielsweise die Menopause, im betrieblichen Gesundheitsmanagement stärker berücksichtigt und enttabuisiert werden. Chan de Avila und Nitsche (2025) weisen darauf hin, dass Wechseljahressymptome in einer wechselseitigen Beziehung zu Arbeitsbedingungen und Arbeitsumgebung stehen. Die Autorinnen empfehlen sowohl organisationale Massnahmen wie flexible Arbeitszeiten, klimatisch angepasste Arbeitsumgebungen und die Sensibilisierung von Führungskräften als auch verhaltensorientierte Unterstützungsangebote für betroffene Frauen.

Während bei Frauen insbesondere Mehrfachbelastungen sowie bestimmte gesundheitsbezogene Lebensphasen relevant sein können, deuten Studien darauf hin, dass bei Männern andere Herausforderungen im Vordergrund stehen. So könnte insbesondere die Reduktion von Präsentismus sowie die Förderung eines offenen Umgangs mit gesundheitlichen Belastungen und Unterstützungsangeboten von Bedeutung sein. Diese Annahme wird durch aktuelle Befunde zum männlichen Hilfesuchverhalten gestützt. Mokhwelepa und Sumbane (2025) zeigen, dass traditionelle Männlichkeitsnormen die Inanspruchnahme psychologischer Unterstützung erschweren können. Als zentrale Barrieren wurden insbesondere die Angst vor negativer Bewertung und Stigmatisierung sowie die Befürchtung eines Autonomieverlusts identifiziert. Vor diesem Hintergrund könnten niederschwellige, vertrauliche und gegebenenfalls anonyme Unterstützungsangebote dazu beitragen, Hemmschwellen bei der Inanspruchnahme von Unterstützung abzubauen.

Insgesamt verdeutlichen diese Befunde, dass geschlechtssensible Präventionsansätze dazu beitragen können, unterschiedlichen Belastungs- und Ressourcenkonstellationen gezielter Rechnung zu tragen und betriebliche Gesundheitsförderung bedarfsgerechter auszugestalten.

6.2.4 Individuelle und lebensphasensensible Prävention

Neben geschlechtsspezifischen Belastungs- und Ressourcenkonstellationen können sich auch Anforderungen, Ressourcen und gesundheitliche Risiken im Verlauf der Erwerbsbiografie verändern. Eine lebensphasensensible Prävention berücksichtigt daher nicht allein das chronologische Alter, sondern auch unterschiedliche Lebenssituationen und Übergänge, beispielsweise den Berufseinstieg, die Familiengründung, die Übernahme von Pflegeverantwortung oder den Übergang in den Ruhestand.

Einen konzeptionellen Rahmen hierfür bietet das Modell der lebensphasenorientierten Personalpolitik von Rump, Eilers und Wilms (2011). Das Modell geht davon aus, dass Mitarbeitende je nach Lebens- und Berufsphase unterschiedlichen Anforderungen und Ressourcen gegenüberstehen. Ziel ist es, betriebliche Massnahmen an diese sich verändernden Bedürfnisse anzupassen und verschiedene Handlungsfelder des Personalmanagements – darunter auch die betriebliche Gesundheitsförderung – gezielt darauf auszurichten. Durch die systematische Berücksichtigung von Lebens- und Berufsphasen soll die langfristige Beschäftigungsfähigkeit gefördert sowie gesundheitlichen Belastungen präventiv begegnet werden.

Die Ergebnisse der vorliegenden Studie zeigten, dass das Alter mit der Wahrscheinlichkeit der Zugehörigkeit zu unterschiedlichen Absenztrajektorien assoziiert war. Gleichzeitig weisen frühere Studien darauf hin, dass sich Belastungen, Ressourcen und gesundheitliche Risiken über die Erwerbsbiografie hinweg verändern können. Dies spricht dafür, Präventionsmassnahmen stärker alters- beziehungsweise lebensphasensensibel auszurichten. Die Berücksichtigung unterschiedlicher Lebens- und Berufsphasen kann dabei Ansatzpunkte für die Ausgestaltung konkreter personalpolitischer Handlungsfelder liefern.

Nach Rump, Eilers und Wilms (2011) heben in diesem Zusammenhang insbesondere die Bedeutung einer lebensphasenorientierten Arbeitsorganisation, Personalentwicklung, Gestaltung beruflicher Werdegänge sowie der betrieblichen Gesundheitsförderung hervor. Darüber hinaus heben sie die zentrale Rolle einer wertschätzenden Unternehmenskultur und einer lebensphasensensiblen Führung hervor, die die unterschiedlichen Lebenssituationen der Mitarbeitenden berücksichtigen und die Vereinbarkeit von Berufs- und Lebensphasen unterstützen. Zu den möglichen Gestaltungsansätzen zählen beispielsweise flexible Arbeitszeit- und Arbeitsortmodelle, lebenslanges Lernen, altersgerechte Personalentwicklung, flexible Karriere- und Laufbahngestaltung sowie gesundheitsförderliche Arbeitsbedingungen.

Zusammenfassend sprechen die Ergebnisse dafür, betriebliche Prävention stärker an den individuellen Verläufen, Ressourcen und Lebenssituationen von Mitarbeitenden auszurichten. Eine solche Perspektive ermöglicht es, gesundheitliche Risiken frühzeitig zu erkennen und Präventionsmassnahmen bedarfsgerecht zu gestalten. Die Berücksichtigung von geschlechtsspezifischen sowie lebensphasenbezogenen Besonderheiten könnte dabei einen wichtigen Beitrag zur Förderung von Gesundheit, Arbeitsfähigkeit und nachhaltiger Beschäftigungsfähigkeit leisten.

6.3 Limitationen

Die Ergebnisse der vorliegenden Studie sind unter Berücksichtigung mehrerer methodischer und konzeptioneller Limitationen zu interpretieren. Zunächst basiert die Untersuchung ausschliesslich auf Daten eines einzelnen Schweizer Logistikunternehmens. Dadurch ist die Generalisierbarkeit der Befunde auf andere Branchen, Unternehmen oder nationale Kontexte eingeschränkt. Insbesondere Arbeitsbedingungen, organisatorische Strukturen sowie absenzbezogene Regelungen können sich zwischen Unternehmen und Branchen erheblich unterscheiden.

Zudem wurde ausschliesslich eine Population untersucht, die innerhalb des definierten Beobachtungszeitraums eine Langzeitabsenz aufwies. Dadurch fehlte eine Vergleichsgruppe von Mitarbeitenden ohne Langzeitabsenz, weshalb keine Aussagen darüber getroffen werden können, inwiefern sich deren Absenzverläufe oder Risikoprofile von den identifizierten Trajektorien unterscheiden.

Eine weitere Limitation betrifft die zeitliche Eingrenzung der Stichprobe. Berücksichtigt wurden ausschliesslich Langzeitabsenzen mit Beginn zwischen dem 1. Januar 2023 und dem 31. Dezember 2025. Die Ergebnisse beziehen sich somit auf einen bewusst gewählten Zeitraum nach der COVID-19-Pandemie. Es kann nicht ausgeschlossen werden, dass bei der Betrachtung eines anderen Beobachtungszeitraums teilweise abweichende Ergebnisse erzielt worden wären.

Darüber hinaus war die Stichprobengrösse vergleichsweise begrenzt, was die statistische Teststärke der Analysen reduziert, und die Wahrscheinlichkeit erhöht, kleinere Zusammenhänge oder Unterschiede nicht zu erkennen. Dies ist insbesondere im Kontext gruppenbasierter Trajektorienmodelle relevant, da frühere Studien darauf hinweisen, dass kleinere Stichproben, eine geringe Anzahl von Messzeitpunkten sowie komplexere Modellstrukturen die Qualität der Gruppenextraktion und Modellstabilität beeinträchtigen können (Diallo, Morin & Lu, 2017; Van Der Nest et al., 2020). Auch das Fehlen eines natürlichen Ausgangspunkts der Längsschnittmessung erschwert die Interpretation der zeitlichen Entwicklung der Absenzverläufe.

Ebenfalls zu berücksichtigen ist, dass mögliche Healthy-Worker- beziehungsweise Survivor-Effekte nicht ausgeschlossen werden können. Da ausschliesslich Mitarbeitende berücksichtigt wurden, die zum Beobachtungszeitpunkt noch im Unternehmen tätig waren, könnten gesundheitlich stärker belastete Mitarbeitende bereits zuvor aus dem Erwerbsleben oder aus dem Unternehmen ausgeschieden sein. Dadurch besteht die Möglichkeit, dass insbesondere ältere Mitarbeitende in der untersuchten Stichprobe vergleichsweise gesünder waren als die ursprüngliche Population.

Eine weitere Limitation betrifft die verfügbaren Variablen. Die Studie basierte ausschliesslich auf administrativen Absenzdaten und enthielt keine Informationen zu medizinischen Diagnosen, konkreten physischen oder psychosozialen Arbeitsbelastungen sowie arbeitsbezogenen oder persönlichen Ressourcen. Dadurch konnten zentrale Mechanismen der JD-R- oder COR-Theorie nicht direkt überprüft werden. Darüber hinaus stellt Krankheitsabsenz ein multifaktorielles Konstrukt dar, das nicht ausschliesslich den Gesundheitszustand widerspiegelt, sondern auch durch individuelle Wahrnehmungen, Bewältigungsstrategien, organisatorische Faktoren sowie soziale und kulturelle Normen beeinflusst wird (North et al., 1996). Die Interpretation der Absenztrajektorien als direkte Indikatoren gesundheitlicher Entwicklungen sollte daher vorsichtig erfolgen.

Zusätzlich sind die den Modellen zugrunde liegenden Verteilungsannahmen zu berücksichtigen. Die Absenzdauer wies einen hohen Anteil an Nullwerten sowie eine ausgeprägte Rechtsschiefe auf. Obwohl die Verwendung einer CNORM aufgrund der kontinuierlichen Ausprägung der Variable und der Berücksichtigung von Teilzeit-Krankheit vertretbar erschien, bildet diese Verteilung solche Eigenschaften nur eingeschränkt ab. Für die Absenzhäufigkeit wurde ein ZIP-Modell verwendet, welches die hohe Anzahl von Nullwerten berücksichtigt, eine mögliche Überstreuung der Daten jedoch nicht explizit modelliert. Alternative Verteilungen, beispielsweise

Zero-Inflated-Negative-Binomial-Modelle mit zusätzlicher Berücksichtigung überschüssiger Nullwerte, könnten solche Eigenschaften potenziell besser abbilden. Die identifizierten Trajektorien sollten daher im Kontext dieser Modellannahmen interpretiert werden.

Darüber hinaus sind spezifische Einschränkungen gruppenbasierter Trajektorienmodelle zu berücksichtigen. Latente Gruppenmodelle stellen modellbasierte Approximationen dar und bilden keine tatsächlich existierenden Gruppen ab. Die Zuordnung von Personen zu Trajektorien erfolgt auf Grundlage geschätzter Wahrscheinlichkeiten, weshalb Unsicherheit hinsichtlich der Klassifikation besteht. Zusätzlich basierten die deskriptiven Gruppenvergleiche und Regressionsanalysen auf der jeweils wahrscheinlichsten Gruppenzugehörigkeit. Dieses Vorgehen berücksichtigt die Unsicherheit der Klassifikation nicht. Personen mit ähnlichen Zugehörigkeitswahrscheinlichkeiten für mehrere Gruppen wurden dennoch einer einzelnen Gruppe zugewiesen. Dadurch kann die Unsicherheit der latenten Gruppenstruktur unterschätzt und die Stärke beobachteter Zusammenhänge zwischen Kovariaten und Gruppenzugehörigkeit verzerrt werden. Die entsprechenden Befunde sollten daher mit Vorsicht interpretiert werden.

Zudem erfordert die Bestimmung der optimalen Anzahl von Trajektoriengruppen eine Abwägung zwischen statistischen Gütekriterien und theoretischer Interpretierbarkeit (Serra et al., 2022). Auch Konvergenzprobleme oder instabile Lösungen können insbesondere bei kleineren Stichproben oder komplexeren Modellen auftreten. Die identifizierten Trajektorien sind daher nicht als eindeutig abgegrenzte reale Gruppen zu verstehen, sondern als vereinfachte statistische Annäherungen an potenzielle Entwicklungsmuster krankheitsbedingter Absenzen.

Schliesslich erlaubt das gewählte Studiendesign keine kausalen Schlussfolgerungen. Obwohl Zusammenhänge zwischen individuellen Merkmalen und der Wahrscheinlichkeit der Zugehörigkeit zu bestimmten Absenztrajektorien beobachtet wurden, können daraus keine kausalen Schlussfolgerungen hinsichtlich der Entstehung dieser Verläufe abgeleitet werden.

Zukünftige Studien sollten daher grössere und heterogenere Stichproben, zusätzliche Informationen zu Arbeitsbedingungen, Ressourcen und Diagnosen sowie längere Beobachtungszeiträume einbeziehen, um die zugrunde liegenden Mechanismen krankheitsbedingter Absenzverläufe differenzierter untersuchen zu können.

7 Fazit und Ausblick

Ziel der vorliegenden Arbeit war es, unterschiedliche Verläufe krankheitsbedingter Absenzen im Vorfeld von Langzeitabsenzen zu untersuchen und mögliche Unterschiede zwischen Geschlecht, Tätigkeitsgruppen und Alter zu analysieren. Ausgangspunkt bildete die Forschungslücke, dass krankheitsbedingte Absenzen häufig als einzelne Ereignisse oder anhand aggregierter Kennzahlen untersucht werden, während zeitliche Verlaufsmuster und deren Dynamik bislang vergleichsweise selten betrachtet wurden. Zudem stammen bisherige Studien zu Absenztrajektorien überwiegend aus anderen Ländern und spezifischen Studienpopulationen mit teilweise unterschiedlichen sozialversicherungs- und arbeitsrechtlichen sowie betrieblichen Rahmenbedingungen. Dadurch war bislang nur begrenzt untersucht, inwiefern sich unterschiedliche krankheitsbedingte Absenzverläufe auch innerhalb eines schweizerischen Unternehmenskontexts identifizieren lassen. Mithilfe personenzentrierter Verfahren konnten unterschiedliche Absenztrajektorien identifiziert und dadurch heterogene Entwicklungsverläufe im Vorfeld von Langzeitabsenzen sichtbar gemacht werden.

Die Ergebnisse der Trajektorienanalysen zeigten, dass krankheitsbedingte Absenzen im Vorfeld einer Langzeitabsenz nicht homogen verlaufen, sondern unterschiedliche zeitliche Verlaufsmuster aufweisen. Insbesondere konnten sowohl stabile als auch ansteigende Verläufe der Absenzdauer und Absenzhäufigkeit identifiziert werden. Die Befunde deuten darauf hin, dass sich gesundheitliche Belastungen teilweise bereits über einen längeren Zeitraum entwickeln und sich krankheitsbedingte Absenzen im Zeitverlauf verändern können. Damit unterstreichen die Ergebnisse die Bedeutung einer dynamischen Betrachtung krankheitsbedingter Absenzen anstelle einer ausschliesslichen ereignis- oder schwellenwertbasierten Perspektive.

Hinsichtlich der untersuchten Einflussfaktoren zeigte sich, dass das Alter konsistent mit der Zugehörigkeit zu unterschiedlichen Absenztrajektorien assoziiert war, während sich für das Geschlecht und die Tätigkeitsgruppe keine signifikanten Zusammenhänge ergaben. Gleichzeitig verdeutlichten die Ergebnisse der Literaturdiskussion, dass Unterschiede zwischen Altersgruppen, Geschlechtern oder Tätigkeitsgruppen möglicherweise weniger auf diese Merkmale selbst als vielmehr auf unterschiedliche Arbeitsanforderungen, Ressourcen und Belastungskonstellationen zurückzuführen sind. Vor dem Hintergrund der JD-R- sowie der COR-Theorie sprechen die Befunde dafür, dass insbesondere das Zusammenspiel von Arbeitsanforderungen, verfügbaren Ressourcen und kumulativen Belastungsprozessen eine wichtige Rolle für die Entwicklung krankheitsbedingter Absenzverläufe spielen könnte.

Die vorliegende Arbeit leistet damit einen Beitrag zur bisherigen Forschung, indem sie krankheitsbedingte Absenzen aus einer personenzentrierten Längsschnittperspektive untersucht. Anstatt ausschliesslich durchschnittliche Zusammenhänge zu betrachten, konnten unterschiedliche Entwicklungsverläufe sichtbar gemacht werden. Dies ermöglicht ein differenzierteres Verständnis dafür, wie sich krankheitsbedingte Absenzen im Vorfeld von Langzeitabsenzen entwickeln können. Gleichzeitig verdeutlichen die Ergebnisse die potenzielle Relevanz von Anforderungen, Ressourcen und individuellen Belastungsverläufen für die Erklärung unterschiedlicher Absenzmuster.

Aus den Ergebnissen ergeben sich zudem verschiedene praktische Implikationen. Die Befunde deuten darauf hin, dass krankheitsbedingte Absenzen potenziell als Frühwarnsignale für

spätere Langzeitabsenzen genutzt werden könnten. Insbesondere Veränderungen von Absenzmustern über die Zeit hinweg könnten Hinweise auf zunehmende Belastungs- oder Ressourcenverlustprozesse liefern. Vor diesem Hintergrund könnten betriebliche Präventionsansätze von einer stärkeren verlaufs- und ressourcenorientierten Betrachtung profitieren. Gleichzeitig sprechen die Ergebnisse dafür, dass Präventionsmassnahmen weniger an formalen Tätigkeitsgruppen als vielmehr an konkreten Arbeitsanforderungen, verfügbaren Ressourcen sowie individuellen Belastungskonstellationen ansetzen sollten. Darüber hinaus könnten alters- und lebensphasensensible Präventionsansätze dazu beitragen, unterschiedlichen Anforderungen und Ressourcenlagen über das Erwerbsleben hinweg besser Rechnung zu tragen.

Gleichzeitig ergeben sich verschiedene Ansatzpunkte für die zukünftige Forschung. Insbesondere erscheint es relevant, arbeitsbezogene Anforderungen, psychosoziale Belastungen sowie verfügbare Ressourcen direkt im Zeitverlauf zu erfassen, um die potenziellen Mechanismen hinter unterschiedlichen Absenzverläufen differenzierter untersuchen zu können. Darüber hinaus könnten grössere und vollständigere Stichproben dazu beitragen, Zusammenhänge zwischen Krankheitsabsenzverläufen und späteren Langzeitabsenzen besser zu verstehen. Ebenso erscheint es sinnvoll, mögliche Selektionsprozesse wie den Healthy-Worker-Effekt stärker zu berücksichtigen und Veränderungen von Arbeitsbedingungen, Umplatzierungen oder Umschulungen über die Zeit hinweg genauer abzubilden.

Zusammenfassend verdeutlicht die vorliegende Arbeit, dass krankheitsbedingte Absenzen nicht ausschliesslich als einzelne Ereignisse betrachtet werden sollten, sondern sich über die Zeit hinweg unterschiedliche und teilweise ungünstige Verlaufsmuster entwickeln können. Vor dem Hintergrund zunehmender gesundheitlicher Belastungen und der wachsenden Bedeutung nachhaltiger Arbeitsfähigkeit könnten ein frühzeitiges Erkennen von Belastungsentwicklungen sowie ressourcenorientierte Präventionsansätze einen wichtigen Beitrag zur Förderung gesunder und langfristiger Erwerbsverläufe leisten.

Literaturverzeichnis

- Alaie, I., Svedberg, P., Ropponen, A. & Narusyte, J. (2025). Trajectories of sickness absence and disability pension in young working-age adults in Sweden. *Scientific Reports*, 15(1), 18592. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-03739-5>
- Alexanderson, K. & Norlund, A. (2004). Chapter 1. Aim, background, key concepts, regulations, and current statistics. *Scandinavian Journal of Public Health*, 32(63_suppl), 12–30. <https://doi.org/10.1080/14034950410021808>
- Amin, R., Bjorkenstam, E., Helgesson, M. & Mittendorfer-Rutz, E. (2024). Trajectories of work disability and unemployment before and after a common mental disorder diagnosis among young private sector employees in Sweden: A register-based longitudinal study. *Social Psychiatry and Psychiatric Epidemiology*. Advance online publication. <https://doi.org/10.1007/s00127-024-02777-0>
- Amiri, S. & Behnezhad, S. (2020). Association between job strain and sick leave: A systematic review and meta-analysis of prospective cohort studies. *Public Health*, 185, 235–242. Netherlands: Elsevier Science. <https://doi.org/10.1016/j.puhe.2020.05.023>
- Andruff, H., Carraro, N., Thompson, A., Gaudreau, P. & Louvet, B. (2009). Latent Class Growth Modelling: A Tutorial. *Tutorials in Quantitative Methods for Psychology*, 5(1), 11–24. <https://doi.org/10.20982/tqmp.05.1.p011>
- Antonovsky, A. (1991). *Health, stress, and coping* (The Jossey-Bass social and behavioral science series) (1. ed., 6. print.). San Francisco: Jossey-Bass Publ.
- Anttila, A., Nuutinen, M., Leskelä, R.-L., Van Gils, M. & Sauni, R. (2025). Identifying risk factors of long sickness absences: a registry-based study using explainable AI methods. *BMJ Open*, 15(11), e101921. <https://doi.org/10.1136/bmjopen-2025-101921>
- Arrandale, V., Koehoorn, M., MacNab, Y. & Kennedy, S. M. (2008). How to use SAS® Proc Traj and SAS® Proc Glimmix in respiratory epidemiology. The University of British Columbia. <https://doi.org/10.14288/1.0048205>
- Bakker, A. B. & Demerouti, E. (2007). The Job Demands-Resources model: state of the art. *Journal of Managerial Psychology*, 22(3), 309–328. <https://doi.org/10.1108/02683940710733115>
- Bakker, A. B. & Demerouti, E. (2014). Job Demands–Resources Theory. In C.L. Cooper (Hrsg.), *Wellbeing* (1. Auflage, S. 1–28). Wiley. <https://doi.org/10.1002/9781118539415.wbwell019>

- Bakker, A. B., Demerouti, E., De Boer, E. & Schaufeli, W. B. (2003). Job demands and job resources as predictors of absence duration and frequency. *Journal of Vocational Behavior*, 62(2), 341–356.
[https://doi.org/10.1016/S0001-8791\(02\)00030-1](https://doi.org/10.1016/S0001-8791(02)00030-1)
- Bakker, A. B., Demerouti, E. & Sanz-Vergel, A. (2023). Job Demands–Resources Theory: Ten Years Later. *Annual Review of Organizational Psychology and Organizational Behavior*, 10(1), 25–53.
<https://doi.org/10.1146/annurev-orgpsych-120920-053933>
- Boehm, S. A., Khademi, M. & Baumgaertner, M. K. (2026). From relation to intervention: how supervisors' health-focused intervention behavior relates to employees' sickness absenteeism. *European Journal of Work and Organizational Psychology*, 35(2), 164–185.
<https://doi.org/10.1080/1359432X.2025.2606717>
- Bosma, A. R., Murley, C., Aspling, J., Hillert, J., G. Schaafsma, F., R. Anema, J. et al. (2022). Trajectories of sickness absence and disability pension days among people with multiple sclerosis by type of occupation. *Multiple Sclerosis Journal*, 28(9), 1402–1413.
<https://doi.org/10.1177/13524585211048759>
- Brauchli, R., Jenny, G. J., Füllemann, D. & Bauer, G. F. (2015). Towards a Job Demands-Resources Health Model: Empirical Testing with Generalizable Indicators of Job Demands, Job Resources, and Comprehensive Health Outcomes. *BioMed Research International*, 2015, 1–12.
<https://doi.org/10.1155/2015/959621>
- Caruana, E. J., Roman, M., Hernández-Sánchez, J. & Solli, P. (2015). Longitudinal studies. *Journal of Thoracic Disease*, 7(11). AME Publishing Company. <https://doi.org/10.3978/j.issn.2072-1439.2015.10.63>
- Chan De Avila, J. & Nitsche, S. (2025). *Wechseljahre am Arbeitsplatz: Handlungskonzept für ein innovatives betriebliches Gesundheitsmanagement* (Arbeit und Organisation) (1. Auflage, Band 16). Bielefeld, Germany: transcript Verlag. <https://doi.org/10.14361/9783839474501>
- Clausen, T., Nielsen, K., Carneiro, I. G. & Borg, V. (2012). Job demands, job resources and long-term sickness absence in the Danish eldercare services: a prospective analysis of register-based outcomes. *Journal of Advanced Nursing*, 68(1), 127–136. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2648.2011.05724.x>
- Darr, W. & Johns, G. (2008). Work strain, health, and absenteeism: A meta-analysis. *Journal of Occupational Health Psychology*, 13(4), 293–318. <https://doi.org/10.1037/a0012639>

- Demerouti, E., Bakker, A. B., Nachreiner, F. & Schaufeli, W. B. (2001). The job demands-resources model of burnout. *Journal of Applied Psychology*, 86(3), 499–512. <https://doi.org/10.1037/0021-9010.86.3.499>
- Diallo, T. M. O., Morin, A. J. S. & Lu, H. (2017). Performance of growth mixture models in the presence of time-varying covariates. *Behavior Research Methods*, 49(5), 1951–1965. <https://doi.org/10.3758/s13428-016-0823-0>
- Diop, A., Gupta, A., Mueller, S., Dron, L., Harari, O., Berringer, H. et al. (2024). Assessing the performance of group-based trajectory modeling method to discover different patterns of medication adherence. *Pharmaceutical Statistics*, 23(4), 511–529. <https://doi.org/10.1002/pst.2365>
- Döring, N. (2023). *Forschungsmethoden und Evaluation in den Sozial- und Humanwissenschaften* (Springer-Lehrbuch) (6., vollständig überarbeitete, aktualisierte und erweiterte Auflage.). Berlin: Springer.
- Duchemin, T. & Hocine, M. N. (2020). Modeling sickness absence data: A scoping review. (B. Unnikrishnan, Hrsg.) *PLOS ONE*, 15(9), e0238981. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0238981>
- Duijts, S. F. A., Kant, I., Swaen, G. M. H., Van Den Brandt, P. A. & Zeegers, M. P. A. (2007). A meta-analysis of observational studies identifies predictors of sickness absence. *Journal of Clinical Epidemiology*, 60(11), 1105–1115. <https://doi.org/10.1016/j.jclinepi.2007.04.008>
- Egger, J. W. (2017). *Theorie und Praxis der biopsychosozialen Medizin: Körper-Seele-Einheit und sprechende Medizin*. Wien: Facultas.
- Engel, G. L. (1977). The Need for a New Medical Model: A Challenge for Biomedicine. *Science*, 196(4286), 129–136. <https://doi.org/10.1126/science.847460>
- Everitt, B. & Howell, D. C. (Hrsg.). (2005). *Encyclopedia of statistics in behavioral science*. Hoboken, N.J.: John Wiley & Sons.
- Fagerlund, P., Shiri, R., Walker-Bone, K., Rahkonen, O. & Lallukka, T. (2024). Long-term sickness absence trajectories and associated occupational and lifestyle-related factors: a longitudinal study among young and early midlife Finnish employees with pain. *BMJ Open*, 14(12), e085011. <https://doi.org/10.1136/bmjopen-2024-085011>
- Farrants, K. & Alexanderson, K. (2022). Trajectories of sickness absence and disability pension days among 189,321 white-collar workers in the trade and retail industry; a 7-year longitudinal Swedish cohort study. *BMC Public Health*, 22(1), 1592. <https://doi.org/10.1186/s12889-022-14005-y>

- Farrants, K., Friberg, E., Sjölund, S. & Alexanderson, K. (2018). Work Disability Trajectories Among Individuals with a Sick-Leave Spell Due to Depressive Episode ≥ 21 Days: A Prospective Cohort Study with 13-Month Follow Up. *Journal of Occupational Rehabilitation*, 28(4), 678–690. <https://doi.org/10.1007/s10926-017-9751-9>
- Ferrie, J. E., Kivimäki, M., Westerlund, H., Head, J., Melchior, M., Singh-Manoux, A. et al. (2011). Differences in the association between sickness absence and long-term sub-optimal health by occupational position: a 14-year follow-up in the GAZEL cohort. *Occupational and Environmental Medicine*, 68(10), 729–733. <https://doi.org/10.1136/oem.2010.060210>
- Gémes, K., Pettersson, E., Sjölund Andoff, S., Farrants, K., Friberg, E. & Alexanderson, K. (2024). Sickness absence and disability pension trajectories among individuals on sickness absence due to stress-related disorders. Two prospective population-based cohorts with 13-month follow-up. (T. Behrens, Hrsg.) *PLOS ONE*, 19(12), e0315706. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0315706>
- Gürtzgen, N. & Hiesinger, K. (2025). Dismissal protection and long-term sickness absence: Evidence from a policy change. *Industrial Relations: A Journal of Economy and Society*, 64(3), 318–342. <https://doi.org/10.1111/irel.12375>
- Halbesleben, J. R. B., Neveu, J.-P., Paustian-Underdahl, S. C. & Westman, M. (2014). Getting to the “COR”: Understanding the Role of Resources in Conservation of Resources Theory. *Journal of Management*, 40(5), 1334–1364. <https://doi.org/10.1177/0149206314527130>
- Harkko, J., Nordquist, H., Pietiläinen, O., Piha, K., Mänty, M., Lallukka, T. et al. (2021). Frequent short sickness absence, occupational health service utilisation and long-term sickness absence due to mental disorders among young employees. *International Archives of Occupational and Environmental Health*, 94(7), 1549–1558. <https://doi.org/10.1007/s00420-021-01728-5>
- Hensing, G. (2004). Chapter 4. Methodological aspects in sickness-absence research. *Scandinavian Journal of Public Health*, 32(63_suppl), 44–48. <https://doi.org/10.1080/14034950410021844>
- Hensing, G. (2010). The measurements of sickness absence – a theoretical perspective. *Norsk Epidemiologi*, 19(2). <https://doi.org/10.5324/nje.v19i2.584>
- Hensing, G., Alexanderson, K., Allebeck, P. & Bjurulf, P. (1998). How to measure sickness absence? Literature review and suggestion of five basic measures. *Scandinavian Journal of Social Medicine*, 26(2), 133–144. <https://doi.org/10.1177/14034948980260020201>

- Herle, M., Micali, N., Abdulkadir, M., Loos, R., Bryant-Waugh, R., Hübel, C. et al. (2020). Identifying typical trajectories in longitudinal data: modelling strategies and interpretations. *European Journal of Epidemiology*, 35(3), 205–222. <https://doi.org/10.1007/s10654-020-00615-6>
- Hietavala, E.-M., Stout, J. R., Hulmi, J. J., Suominen, H., Pitkänen, H., Puurtinen, R. et al. (2015). Effect of diet composition on acid–base balance in adolescents, young adults and elderly at rest and during exercise. *European Journal of Clinical Nutrition*, 69(3), 399–404. <https://doi.org/10.1038/ejcn.2014.245>
- Hiilamo, A., Shiri, R., Kouvonen, A., Mänty, M., Butterworth, P., Pietiläinen, O. et al. (2019). Common mental disorders and trajectories of work disability among midlife public sector employees – A 10-year follow-up study. *Journal of Affective Disorders*, 247, 66–72. <https://doi.org/10.1016/j.jad.2018.12.127>
- Hobfoll, S. E. (1989). Conservation of resources: A new attempt at conceptualizing stress. *American Psychologist*, 44(3), 513–524. <https://doi.org/10.1037/0003-066X.44.3.513>
- Hobfoll, S. E., Halbesleben, J., Neveu, J.-P. & Westman, M. (2018). Conservation of Resources in the Organizational Context: The Reality of Resources and Their Consequences. *Annual Review of Organizational Psychology and Organizational Behavior*, 5(1), 103–128. <https://doi.org/10.1146/annurev-orgpsych-032117-104640>
- Hou, W.-H., Sheu, C.-F., Liang, H.-W., Hsieh, C.-L., Lee, Y., Chuang, H.-Y. et al. (2012). Trajectories and predictors of return to work after traumatic limb injury – a 2-year follow-up study. *Scandinavian Journal of Work, Environment & Health*, 38(5), 456–466. <https://doi.org/10.5271/sjweh.3287>
- International Labour Office (Hrsg.). (2012). *Structure, group definitions and correspondence tables* (International standard classification of occupations). Geneva: International Labour Office.
- Iwasaki, S., Deguchi, Y., Okura, S., Maekubo, K., Matsunaga, A. & Inoue, K. (2025). Impact of workplace factors on long-term sickness absence: A retrospective observational study comparing mental and physical illnesses. *Psychiatry and Clinical Neurosciences Reports*, 4(2), e70113. <https://doi.org/10.1002/pcn5.70113>
- Johns, G. (1997). Contemporary research on absence from work: Correlates, causes, and consequences. In C.L. Cooper & I.T. Robertson (Hrsg.), *International Review of Industrial and Organizational Psychology* (Band 12). Chichester: Wiley.

- Johns, G. (2002). Absenteeism and Mental Health. *Handbook of Mental Health in the Workplace* (S. 437–456). 2455 Teller Road, Thousand Oaks California 91320 United States: SAGE Publications, Inc.
<https://doi.org/10.4135/9781452229386.n22>
- Johns, G. (2009). Absenteeism or Presenteeism? Attendance Dynamics and Employee Well-Being. In S. Cartwright & C.L. Cooper (Hrsg.), *The Oxford Handbook of Organizational Well Being* (1. Auflage, S. 7–30). Oxford University Press. <https://doi.org/10.1093/oxfordhb/9780199211913.003.0002>
- Johns, G. & Al Hajj, R. (2016). Frequency versus time lost measures of absenteeism: Is the voluntariness distinction an urban legend? *Journal of Organizational Behavior*, 37(3), 456–479.
<https://doi.org/10.1002/job.2055>
- Jones, B. L. & Nagin, D. S. (2013). A Note on a Stata Plugin for Estimating Group-based Trajectory Models. *Sociological Methods & Research*, 42(4), 608–613.
<https://doi.org/10.1177/0049124113503141>
- Joosen, M. C. W., Lugtenberg, M., Arends, I., Van Gestel, H. J. A. W. M., Schaapveld, B., Terluin, B. et al. (2022). Barriers and Facilitators for Return to Work from the Perspective of Workers with Common Mental Disorders with Short, Medium and Long-Term Sickness Absence: A Longitudinal Qualitative Study. *Journal of Occupational Rehabilitation*, 32(2), 272–283. <https://doi.org/10.1007/s10926-021-10004-9>
- Jung, T. & Wickrama, K. A. S. (2008). An Introduction to Latent Class Growth Analysis and Growth Mixture Modeling. *Social and Personality Psychology Compass*, 2(1), 302–317.
<https://doi.org/10.1111/j.1751-9004.2007.00054.x>
- Karasek, R. A. (1979). Job Demands, Job Decision Latitude, and Mental Strain: Implications for Job Redesign. *Administrative Science Quarterly*, 24(2), 285. <https://doi.org/10.2307/2392498>
- Kongsted, A. & Nielsen, A. M. (2017). Latent Class Analysis in health research. *Journal of Physiotherapy*, 63(1), 55–58. <https://doi.org/10.1016/j.jphys.2016.05.018>
- Krutova, O., Koskinen, A., Peutere, L., Ervasti, J., Virtanen, M., Härmä, M. et al. (2022). A Longitudinal Study on Trajectories of Night Work and Sickness Absence among Hospital Employees. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 19(13), 8168.
<https://doi.org/10.3390/ijerph19138168>
- Lallukka, T., Kronholm, E., Pekkala, J., Jäppinen, S., Blomgren, J., Pietiläinen, O. et al. (2019). Work participation trajectories among 1,098,748 Finns: reasons for premature labour market exit and the

incidence of sickness absence due to mental disorders and musculoskeletal diseases. *BMC Public Health*, 19(1), 1418. <https://doi.org/10.1186/s12889-019-7753-6>

Larsen, A. D., Ropponen, A., Hansen, J., Hansen, Å. M., Kolstad, H. A., Koskinen, A. et al. (2020).

Working time characteristics and long-term sickness absence among Danish and Finnish nurses: A register-based study. *International Journal of Nursing Studies*, 112, 103639.

<https://doi.org/10.1016/j.ijnurstu.2020.103639>

Legha, A., Bailey, J., Welsh, V. K., Jordan, K. P., Holdsworth, C. & Wynne-Jones, G. (2025). Trajectories of Work Absence in England due to a Musculoskeletal or Mental Health Condition: An Electronic Health Record Cohort Study. *Journal of Occupational Rehabilitation*. <https://doi.org/10.1007/s10926-025-10342-y>

Lennon, H., Kelly, S., Sperrin, M., Buchan, I., Cross, A. J., Leitzmann, M. et al. (2018). Framework to construct and interpret latent class trajectory modelling. *BMJ Open*, 8(7), e020683.

<https://doi.org/10.1136/bmjopen-2017-020683>

Løkke, A.-K. (2022). Leadership and its influence on employee absenteeism: a qualitative review.

Management Decision, 60(11), 2990–3018. <https://doi.org/10.1108/MD-05-2021-0693>

Magrini, A. (2021, November 23). gbmt: Group-Based Multivariate Trajectory Modeling.

<https://doi.org/10.32614/CRAN.package.gbmt>

Magrini, A. (2022). Assessment of agricultural sustainability in European Union countries: a group-based multivariate trajectory approach. *ASTA Advances in Statistical Analysis*, 106(4), 673–703.

<https://doi.org/10.1007/s10182-022-00437-9>

Meling, H. M., Baste, V., Ruths, S., Anderssen, N. & Haukenes, I. (2025). Depression care trajectories and sustainable return to work among long-term sick-listed workers: a register-based study (The Norwegian GP-DEP Study). *BMC Health Services Research*, 25(1), 280.

<https://doi.org/10.1186/s12913-025-12406-4>

Miraglia, M. & Johns, G. (2021). The Social and Relational Dynamics of Absenteeism From Work: A Multilevel Review and Integration. *Academy of Management Annals*, 15(1), 37–67.

<https://doi.org/10.5465/annals.2019.0036>

Mokhwelepa, L. W. & Sumbane, G. O. (2025). Men's Mental Health Matters: The Impact of Traditional Masculinity Norms on Men's Willingness to Seek Mental Health Support; a Systematic Review of

Literature. *American Journal of Men's Health*, 19(3), 15579883251321670.

<https://doi.org/10.1177/15579883251321670>

Mühlenbrock, I. & Hüffmeier, J. (2020). Differential Work Design for Different Age Groups?: A Systematic Literature Review of the Moderating Role of Age in the Relationship Between Psychosocial Work Characteristics and Health. *Zeitschrift für Arbeits- und Organisationspsychologie A&O*, 64(3), 171–195. <https://doi.org/10.1026/0932-4089/a000330>

Muthén, L. K. & Muthén, B. O. (2017). *Mplus User's Guide* (8. Auflage). Los Angeles, CA: Muthén & Muthén. Verfügbar unter:

https://www.statmodel.com/download/usersguide/MplusUserGuideVer_8.pdf

Nagin, D. S. (2005). *Group-Based Modeling of Development*. Harvard University Press.

Nagin, D. S. (2014). Group-Based Trajectory Modeling: An Overview. *Annals of Nutrition and Metabolism*, 65(2–3), 205–210. <https://doi.org/10.1159/000360229>

Nagin, D. S., Jones, B. L. & Elmer, J. (2024). Recent Advances in Group-Based Trajectory Modeling for Clinical Research. *Annual Review of Clinical Psychology*, 20(1), 285–305.

<https://doi.org/10.1146/annurev-clinpsy-081122-012416>

Nagin, D. S., Jones, B. L., Passos, V. L. & Tremblay, R. E. (2018). Group-based multi-trajectory modeling. *Statistical Methods in Medical Research*, 27(7), 2015–2023.

<https://doi.org/10.1177/0962280216673085>

Nagin, D. S. & Odgers, C. L. (2010). Group-Based Trajectory Modeling in Clinical Research. *Annual Review of Clinical Psychology*, 6(1), 109–138.

<https://doi.org/10.1146/annurev.clinpsy.121208.131413>

Neupane, S., K.C., P., Nosraty, L., Kyrönlahti, S., Nygård, C.-H. & Oakman, J. (2025). Sickness absence trajectories and retirement pathways among industrial workers. *European Journal of Public Health*, 35(4), 665–671. <https://doi.org/10.1093/eurpub/ckaf104>

Nguena Nguetack, H. L., Pagé, M. G., Katz, J., Choinière, M., Vanasse, A., Dorais, M. et al. (2020). Trajectory Modelling Techniques Useful to Epidemiological Research: A Comparative Narrative Review of Approaches. *Clinical Epidemiology*, Volume 12, 1205–1222.

<https://doi.org/10.2147/CLEP.S265287>

- Nielsen, J. D., Rosenthal, J. S., Sun, Y., Day, D. M., Bevc, I. & Duchesne, T. (2014). Group-based Criminal Trajectory Analysis Using Cross-validation Criteria. *Communications in Statistics - Theory and Methods*, 43(20), 4337–4356. <https://doi.org/10.1080/03610926.2012.719986>
- Noel, C. & Schiltz, J. (2022). trajeR, an R package for cluster analysis of time series. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.4054519>
- North, F. M., Syme, S. L., Feeney, A., Shipley, M. & Marmot, M. (1996). Psychosocial work environment and sickness absence among British civil servants: the Whitehall II study. *American Journal of Public Health*, 86(3), 332–340. <https://doi.org/10.2105/AJPH.86.3.332>
- Notenbomer, A., Van Rhenen, W., Groothoff, J. W. & Roelen, C. A. M. (2019). Predicting long-term sickness absence among employees with frequent sickness absence. *International Archives of Occupational and Environmental Health*, 92(4), 501–511. <https://doi.org/10.1007/s00420-018-1384-6>
- Onukwugha, E., Bergtold, J. & Jain, R. (2015). A Primer on Marginal Effects—Part I: Theory and Formulae. *PharmacoEconomics*, 33(1), 25–30. <https://doi.org/10.1007/s40273-014-0210-6>
- Parsons, T. (1951). Illness and the role of the physician: A sociological perspective. *American Journal of Orthopsychiatry*, 21(3), 452–460. <https://doi.org/10.1111/j.1939-0025.1951.tb00003.x>
- Pekkala, J., Blomgren, J., Pietilainen, O., Lahelma, E. & Rahkonen, O. (2017). Occupational class differences in diagnostic-specific sickness absence: a register-based study in the Finnish population, 2005-2014. *BMC PUBLIC HEALTH*, 17. <https://doi.org/10.1186/s12889-017-4674-0>
- Robert Koch-Institut. (2020). Kapitel 4: Gesundheit von Frauen zwischen Erwerbs- und Familienarbeit (Beiträge zur Gesundheitsberichterstattung des Bundes). *Gesundheitliche Lage der Frauen in Deutschland* (S. 203–217). Berlin. Verfügbar unter: https://www.rki.de/DE/Themen/Gesundheit-und-Gesellschaft/Gesundheitsberichterstattung/Berichte/Frauenbericht/04_Gesundheit_Erwerbs-Familienarbeit.pdf?__blob=publicationFile&v=1
- Rump, J., Eilers, S. & Wilms, G. (2011). *Lebensphasenorientierte Personalpolitik: Leitfaden für Familien- und Lebensphasenbewusste Personalpolitik in Rheinland-Pfalz* [Leitfaden]. Mainz: Ministerium für Wirtschaft, Klimaschutz, Energie und Landesplanung Rheinland-Pfalz. Verfügbar unter: https://www.ibe-ludwigshafen.de/fileadmin/ibe/Medien/Publikationen/LOP_RLP_Brosch_2011_web.pdf

- Rysstad, T., Grotle, M., Aasdahl, L., Dunn, K. M. & Tveter, A. T. (2023). Identification and Characterisation of Trajectories of Sickness Absence Due to Musculoskeletal Pain: A 1-Year Population-based Study. *Journal of Occupational Rehabilitation*, 33(2), 277–287. <https://doi.org/10.1007/s10926-022-10070-7>
- Salmela, J., Heinonen, N. A., Knop, J., Virtanen, M., Fagerlund, P., Kouvonen, A. et al. (2025). Sickness absence trajectories among young and early midlife employees with psychological distress: the contributions of social and health-related factors in a longitudinal register linkage study. *International Archives of Occupational and Environmental Health*, 98(1), 59–77. <https://doi.org/10.1007/s00420-024-02114-7>
- Salonen, L., Alexanderson, K., Rugulies, R., Framke, E., Niemelä, M. & Farrants, K. (2020). Combinations of Job Demands and Job Control and Future Trajectories of Sickness Absence and Disability Pension An 11-year Follow-up of Two Million Employees in Sweden. *Journal of Occupational & Environmental Medicine*, 62(10), 795–802. <https://doi.org/10.1097/JOM.0000000000001919>
- Schaufeli, W. B., Bakker, A. B. & Van Rhenen, W. (2009). How changes in job demands and resources predict burnout, work engagement, and sickness absenteeism. *Journal of Organizational Behavior*, 30(7), 893–917. <https://doi.org/10.1002/job.595>
- Schaufeli, W. B. & Taris, T. W. (2014). A Critical Review of the Job Demands-Resources Model: Implications for Improving Work and Health. *Bridging Occupational, Organizational and Public Health* (S. 43–68). Dordrecht: Springer Netherlands. https://doi.org/10.1007/978-94-007-5640-3_4
- Schenkel, A., Krist, K., Meyer, M. & Baumgardt, J. (2024). Krankheitsbedingte Fehlzeiten in der deutschen Wirtschaft im Jahr 2023 (Fehlzeiten-Report). In B. Badura, A. Ducki, J. Baumgardt, M. Meyer & H. Schröder (Hrsg.), *Fehlzeiten-Report 2024* (Band 2024, S. 339–426). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-662-69620-0_21
- Serra, L., Farrants, K., Alexanderson, K., Ubalde, M. & Lallukka, T. (2022). Trajectory analyses in insurance medicine studies: Examples and key methodological aspects and pitfalls. (J. Mockridge, Hrsg.) *PLOS ONE*, 17(2), e0263810. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0263810>
- Shao, Y., Goštautaitė, B., Wang, M. & Ng, T. W. H. (2022). Age and sickness absence: Testing physical health issues and work engagement as countervailing mechanisms in a cross-national context. *Personnel Psychology*, 75(4), 895–927. <https://doi.org/10.1111/peps.12498>
- Siegrist, J. (1996). Adverse health effects of high-effort/low-reward conditions. *Journal of Occupational Health Psychology*, 1(1), 27–41. <https://doi.org/10.1037/1076-8998.1.1.27>

- Sørensen, J. K., Mathisen, J., Bültmann, U., Lallukka, T., Melchior, M., Rod, N. H. et al. (2025). Sickness absence trajectories among young employees in their first full-time employment and subsequent long-term sickness absence: a Danish register-based cohort study. *BMJ Public Health*, 3(1), e002046. <https://doi.org/10.1136/bmjph-2024-002046>
- Staatssekretariat für Wirtschaft (SECO). (2022, Januar 10). Verhinderung des Arbeitnehmers an der Arbeitsleistung. Zugriff am 13.6.2026. Verfügbar unter: <https://www.seco.admin.ch/de/faq-verhinderung-des-arbeitnehmers-an-der-arbeitsleistung>
- Stapelfeldt, C. M., Nielsen, C. V., Andersen, N. T., Krane, L., Borg, V., Fleten, N. et al. (2014). Sick leave patterns as predictors of disability pension or long-term sick leave: a 6.75-year follow-up study in municipal eldercare workers. *BMJ Open*, 4(2), e003941. <https://doi.org/10.1136/bmjopen-2013-003941>
- Steel, R. P. (2003). Methodological and operational issues in the construction of absence variables. *Human Resource Management Review*, 13(2), 243–251. [https://doi.org/10.1016/S1053-4822\(03\)00015-9](https://doi.org/10.1016/S1053-4822(03)00015-9)
- Suur-Uski, J., Fagerlund, P., Granroth-Wilding, H., Salonsalmi, A., Rahkonen, O. & Lallukka, T. (2024). Dual trajectories of short-term and long-term sickness absence and their social- and health-related determinants among women in the public sector. *European Journal of Public Health*, 34(2), 322–328. <https://doi.org/10.1093/eurpub/ckae023>
- Suur-Uski, J., Pietiläinen, O., Salonsalmi, A., Pekkala, J., Fagerlund, P., Rahkonen, O. et al. (2023). Long-term sickness absence trajectories among ageing municipal employees – the contribution of social and health-related factors. *BMC Public Health*, 23(1), 1429. <https://doi.org/10.1186/s12889-023-16345-9>
- SUVA (Hrsg.). (2023). *Aufgaben und Rollen bei Kurz- und Langzeitabsenzen im Überblick* [Nr. 88330–1.D]. Luzern. Verfügbar unter: <https://www.suva.ch/de-ch/download/tools-und-tests/aufgaben-und-rollen-bei-kurz--und-langzeitabsenzen-im-ueberblick/tools-und-tests--88330-1.d>
- Szubert, Z., Makowiec-Dąbrowska, T., Merecz, D. & Sobala, W. (2016). Predictors of short- and long-term sickness absence in female post office workers in Poland. *International Journal of Occupational Medicine and Environmental Health*, 29(4), 539–562. <https://doi.org/10.13075/ijomeh.1896.00795>
- Thorsen, S. V., Pedersen, J., Flyvholm, M.-A., Kristiansen, J., Rugulies, R. & Bültmann, U. (2019). Perceived stress and sickness absence: a prospective study of 17,795 employees in Denmark.

International Archives of Occupational and Environmental Health, 92(6), 821–828.

<https://doi.org/10.1007/s00420-019-01420-9>

Troiano Gomà, H., Sánchez Gelabert, A., Jongbloed, J., Giret, J.-F., Miguéis, V., Edwards, C. et al. (2023).

Group based trajectory modelling: methodological guide.

Ubalde-Lopez, M., Hernando-Rodriguez, J. C., Benavides, F. G. & Serra, L. (2019). Trajectories of

sickness absence among salaried workers: evidence from the WORKss cohort in Catalonia (Spain),

2012-2014. *BMJ Open*, 9(7), e029092. <https://doi.org/10.1136/bmjopen-2019-029092>

Van Der Nest, G., Candel, M. J. J. M., Van Breukelen, G. J. P. & Passos, V. L. (2025). Multivariate versus

univariate latent trajectory modelling: a comparison of class recovery performance and implications

for multivariate model building strategies. *Journal of Statistical Computation and Simulation*, 95(8),

1639–1665. <https://doi.org/10.1080/00949655.2025.2465799>

Van Der Nest, G., Lima Passos, V., Candel, M. J. J. M. & Van Breukelen, G. J. P. (2020). An overview of

mixture modelling for latent evolutions in longitudinal data: Modelling approaches, fit statistics and

software. *Advances in Life Course Research*, 43, 100323. <https://doi.org/10.1016/j.alcr.2019.100323>

Van Woerkom, M., Bakker, A. B. & Nishii, L. H. (2016). Accumulative job demands and support for

strength use: Fine-tuning the job demands-resources model using conservation of resources theory.

Journal of Applied Psychology, 101(1), 141–150. <https://doi.org/10.1037/apl0000033>

Vermunt, J. K. & Magidson, J. (2016). *Technical Guide for Latent GOLD 5.1: Basic, Advanced, and*

Syntax. (Statistical Innovations Inc., Hrsg.). Belmont. Verfügbar unter:

<https://www.statisticalinnovations.com/wp-content/uploads/LGtechnical.pdf>

Virtanen, P., Siukola, A., Lipiäinen, L., Liukkonen, V., Pentti, J. & Vahtera, J. (2017). Trajectory analyses of

sickness absence among industrial and municipal employees. *Occupational Medicine*, 67(2), 109–

113. <https://doi.org/10.1093/occmed/kqw104>

Walsh, C. A., Mucherino, S., Orlando, V., Bennett, K. E., Menditto, E. & Cahir, C. (2020). Mapping the use

of Group-Based Trajectory Modelling in medication adherence research: A scoping review protocol.

HRB Open Research, 3, 25. <https://doi.org/10.12688/hrbopenres.13056.2>

Wang, M. L., Narcisse, M.-R., Rodriguez, K. & McElfish, P. A. (2025). Gender disparities in job flexibility,

job security, psychological distress, work absenteeism, and work presenteeism among U.S. adults.

SSM - Population Health, 29, 101761. <https://doi.org/10.1016/j.ssmph.2025.101761>

- Wang, M., Vaez, M., Dorner, T. E., Tiihonen, J., Voss, M., Ivert, T. et al. (2018). Trajectories and characteristics of work disability before and after acute myocardial infarction. *Heart*, 104(4), 340–348. <https://doi.org/10.1136/heartjnl-2017-311950>
- Weltgesundheitsorganisation. (1986). *Ottawa-Charta zur Gesundheitsförderung: Deutsche Übersetzung*. Genf: Weltgesundheitsorganisation.
- Whitaker, S. C. (2001). THE MANAGEMENT OF SICKNESS ABSENCE. *Occupational and Environmental Medicine*, 58(6), 420–424. <https://doi.org/10.1136/oem.58.6.420>
- Winter, V., Halkjær Schelde, M. & Pihl-Thingvad, S. (2025). Workplace social capital—a resource for all? A three-wave panel study of the effects of workplace social capital on sickness absence across occupational groups. *European Journal of Work and Organizational Psychology*, 1–20. <https://doi.org/10.1080/1359432X.2025.2532789>
- Wulff, J. N. (2015). Interpreting Results From the Multinomial Logit Model: Demonstrated by Foreign Market Entry. *Organizational Research Methods*, 18(2), 300–325. <https://doi.org/10.1177/1094428114560024>
- Yaldiz, L. M., Truxillo, D. M., Bodner, T. & Hammer, L. B. (2018). Do resources matter for employee stress? It depends on how old you are. *Journal of Vocational Behavior*, 107, 182–194. <https://doi.org/10.1016/j.jvb.2018.04.005>

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1 Auswahl der Studienpopulation anhand der Ein- und Ausschlusskriterien	30
Abbildung 2 Schematische Darstellung des iterativen Analyse- und Entscheidungsprozesses im GBTM	33
Abbildung 3 Entwicklung der mittleren Absenzdauer in den zwölf Monaten vor einer Langzeitabsenz	36
Abbildung 4 Entwicklung der krankheitsbedingten Absenztage pro Vollzeitstelle und der Vollzeitstellenzahl von 2022 bis 2025.....	37
Abbildung 5 Entwicklung der mittleren Absenzhäufigkeit in den zwölf Monaten vor einer Langzeitabsenz	37
Abbildung 6 Spaghetti-Plots der individuellen Verläufe der Absenzhäufigkeit und Absenzdauer in den zwölf Monaten vor einer Langzeitabsenz	38
Abbildung 7 Geschätzte Trajektorien der Absenzdauer in den zwölf Monaten vor einer Langzeitabsenz	39
Abbildung 8 Geschätzte Trajektorien der Absenzhäufigkeit in den zwölf Monaten vor einer Langzeitabsenz	41
Abbildung 9 Vorhergesagte Wahrscheinlichkeit der Zugehörigkeit zu den Trajektorien der Absenzdauer nach Alter	46

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1 Beschreibung der Studienpopulation	22
Tabelle 2 Übersicht der verwendeten Variablen und ihrer Operationalisierung	28
Tabelle 3 Gütekriterien der finalen Trajektorienmodelle für die Absenzdauer	39
Tabelle 4 Gütekriterien der finalen Trajektorienmodelle für die Absenzhäufigkeit	40
Tabelle 5 Modellvergleich der dualen Trajektorienmodelle von Absenzdauer und Absenzhäufigkeit	42
Tabelle 6 Kreuztabellenanalysen und Chi-Quadrat-Tests der Kovariaten nach Trajektoriengruppen	43
Tabelle 7 Ergebnisse der multinomialen logistischen Regression zur Vorhersage der Zugehörigkeit zu den Trajektoriengruppen der Absenzdauer	45
Tabelle 8 Average Marginal Effects (AME) der multinomialen logistischen Regression	45
Tabelle 9 Ergebnisse der binär logistischen Regression zur Vorhersage der Zugehörigkeit zu den Trajektoriengruppen der Absenzhäufigkeit	46
Tabelle 10 Übersicht der Forschungsfragen und der zugehörigen Ergebnisse	48

Abkürzungsverzeichnis

Hinweis: In der vorliegenden Arbeit werden Fachtermini vorrangig in ihrer englischsprachigen Originalbezeichnung verwendet, sofern diese in der internationalen Forschungsliteratur als Standard etabliert sind. Dies dient der terminologischen Präzision und der besseren Vergleichbarkeit mit dem aktuellen Forschungsstand.

Abkürzung	Beschreibung
AIC	Akaike Information Criterion
AME	Average Marginal Effects
APPA	Average Posterior Probability of Assignment (durchschnittliche posteriore Zugehörigkeitswahrscheinlichkeit)
BIC	Bayesian Information Criterion
CNORM	Censored Normal Distribution (zensierte Normalverteilung)
COR	Conservation of Resources Theory (Ressourcenerhaltungstheorie)
EIC	Entropy Information Criterion (Entropie-Informationskriterium)
FMM	Finite-Mixture-Modell
GBTM	Group-Based Trajectory Modeling
GBDTM	Group-Based Dual Trajectory Modeling
GBMTM	Group-Based Multi-Trajectory Modeling
ISCO	International Standard Classification of Occupations
JD-R	Job Demands–Resources Theory
LCGA	Latent Class Growth Analyse
OCC	Odds of Correct Classification (Odds der korrekten Klassifikation)
VIF	Variance Inflation Factors (Varianzinflationsfaktoren)
ZIP	Zero-Inflated Poisson

Hilfsmittelverzeichnis mit Verwendungszweck

KI-Assistenzsystem	Teile / Stelle(n) in der Arbeit	Einsatz
ChatGPT	Abstract	Übersetzung der Zusammenfassung ins Englische
ChatGPT	Kapitel 1-6	Überprüfung von Rechtschreibung, Orthografie und gendergerechter Sprache
Elicit	Kapitel 1-6	Literaturrecherche
Semantic Scholar	Kapitel 1-6	Literaturrecherche
ChatGPT	Kapitel 1-6	Literaturrecherche
ChatGPT	Kapitel 1-6	Unterstützung bei der Formulierung plattformspezifischer Suchstrings
ChatGPT	Kapitel 1-6	Wortgetreue Übersetzung englischsprachiger Fachliteratur
DeepL	Kapitel 1-6	Übersetzung englischsprachiger Fachliteratur
ChatGPT	Methode / Ergebnisse	Erklärung statistischer Verfahren, insbesondere Group-Based Trajectory Modeling (GBTM), sowie Interpretation von Stata-Ausgaben
ChatGPT	Methode	Unterstützung bei der Formulierung und Erstellung von Stata-Syntax
ChatGPT	Methode	Unterstützung bei der Strukturierung einzelner Kapitel
ChatGPT	Kapitel 1-6	Formulierung englischsprachiger Fachbegriffe und Abkürzungen (z. B. LTSA, SA/DP trajectories)
ChatGPT	Kapitel 1-6	Unterstützung bei der sprachlichen Überarbeitung von Texten und der Paraphrasierung von Literaturinhalten

Anhang

Anhang A Erklärung zur Einhaltung der Zeichenzahl.....	85
Anhang B Eigenständigkeitserklärung	85
Anhang C Übersicht von Studien mit GBTM / GBMTM.....	86
Anhang D Vergleich ausgewählter Softwarelösungen zur Trajektorienanalyse	87
Anhang E Auflistung Tätigkeitsgruppen	88
Anhang F Stata Do-File zur Erstellung der Dummy-Variablen	89
Anhang G Stata Do File zur Erstellung der unabhängigen Zeitvariable (indep)	90
Anhang H Stata Do-File zur Durchführung der deskriptiven Analysen	91
Anhang I Stata Do-File zur Erstellung der Histogramme	92
Anhang J Stata Do-File Do-File zur Erstellung von Spaghetti-Plots und Mittelwertverläufen.....	93
Anhang K Stata Do-File zur Schätzung des GBTM der Absenzdauer	95
Anhang L Stata Do-File zur Schätzung des GBTM der Absenzhäufigkeit	97
Anhang M Stata-Do-File zur Schätzung des GBDTM	99
Anhang N Histogramme der Absenzdauer und Absenzhäufigkeit in den 12 Monaten vor Langzeitabsenzbeginn.....	100
Anhang O Modellselektion der Trajektorienmodelle (GBTM und GBDTM).....	101
Anhang P Stata-Ausgaben des Group-Based Dual Trajectory Modeling (GBDTM)	102
Anhang Q Ergänzende Analyse mittels Group-Based Multi-Trajectory Modeling (GBMTM)	103
Anhang R Stata-Ausgaben der Kreuztabellenanalysen und Chi-Quadrat-Tests	105
Anhang S Stata-Ausgabe der Multikollinearitätsprüfung (VIF).....	106
Anhang T Stata-Ausgabe der multinomialen logistischen Regression und AME (Absenzdauer)....	107
Anhang U Stata-Ausgabe der binären logistischen Regression (Absenzhäufigkeit)	108

Anhang A*Erklärung zur Einhaltung der Zeichenzahl*

Angabe der Anzahl Zeichen der abgegebenen Arbeit: 186'159 Zeichen

Hiermit erkläre ich, Valérie Hostettler, dass die vorliegende Arbeit die vorgegebene Zeichenzahl einhält (inkl. Leerzeichen). Die Zeichenzahl wurde von mir mit Word bestimmt.

Anhang B*Eigenständigkeitserklärung*

Ich, Valérie Hostettler, erkläre zudem,

- dass ich die Arbeit selber und selbständig verfasst habe;
- dass ich in der Tabelle «Hilfsmittelverzeichnis mit Verwendungszweck» alle verwendeten Hilfsmittel (KI-Assistenzsysteme wie Chatbots [z.B. ChatGPT], Übersetzungs- [z.B. DeepL], Paraphrasier- [z.B. Quillbot]) oder Programmierapplikationen [z.B. Github Copilot] deklariert habe;
- dass ich sämtliche von mir verwendeten Materialien wie Bilder oder Grafiken in der Arbeit mit Quellenangaben kenntlich gemacht habe/n, oder dass diese Materialien von mir selbst erstellt wurde;
- dass allfällige Teile in der Arbeit, die ich aus früheren selber und selbständig verfassten Leistungsnachweisen von mir übernommen habe, zur Verhinderung von Selbstplagiaten, in der vorliegenden Arbeit ausgewiesen und korrekt zitiert werden;
- dass ich mir bewusst bin, dass die Arbeit auf Plagiate und auf Drittautorschaft menschlichen oder technischen Ursprungs (künstliche Intelligenz) überprüft wird;
- dass ich mir bewusst bin, dass die Hochschule für Angewandte Psychologie FHNW einen Verstoß gegen diese Eigenständigkeitserklärung bzw. die ihr zugrundeliegenden Studierendenpflichten der Studien- und Prüfungsordnung der Hochschule für Angewandte Psychologie FHNW verfolgt und dass daraus disziplinarische Folgen (Verweis oder Ausschluss aus dem Studiengang) resultieren können.

Valérie Hostettler

Ort und Datum: Kölliken, 21. Juni 2026

Anhang C

Übersicht von Studien mit GBTM / GBMTM

Studie	Methode	Land & Datenbasis	Population	Untersuchte Variablen	Ergebnisse
Virtanen et al. (2017)	GBTM	Finnland; Registerdaten	Mitarbeitende einer Lebensmittelindustrie (n = 2'207) und kommunale Mitarbeitende (n = 3'477); Beschäftigungsdauer ≥ 3 Monate zwischen 2003–2008	Anzahl SA-Episoden/Jahr; Anzahl Krankheitstage/Jahr	3-Trajektorien-Modell: • Low-Level (53 %) • Middle-Range (37 %) • High-Range (10 %)
Suur-Uski et al. (2023)	GBTM	Finnland; Registerdaten	Mitarbeitende der Stadtverwaltung von Helsinki im Alter von 50–60 Jahren zwischen 2004 und 2018; (N=4'729, 80% Frauen).	Krankheitstage in Monate/Jahr umgerechnet	3-Trajektorien-Modell: • Keine LTSA (42 %) • Geringe LTSA (46 %) • Hohe LTSA (12 %) während der Nachbeobachtung.
Fagerlund et al. (2024)	GBTM	Finnland; Registerdaten	Die Studienpopulation umfasste 19- bis 39-jährige finnische Kommunalangestellte die im Jahr 2017 über Schmerzen berichteten; (N=1685)	LTSA (>10 Arbeitstage), erfasst als mindestens eine LTSA pro 4.5-Monats-Intervall (ja/nein)	3-Trajektorien-Modell: • Keine LTSA (74 %) • Abnehmende LTSA (18 %) • Zunehmende LTSA (8 %)
Suur-Uski et al. (2024)	GBTM	Finnland; Registerdaten	46- bis 55-jährige berufstätige Frauen aus der Berufskohorte der Helsinki-Gesundheitsstudie im Zeitraum 2000–2017; (N = 3206)	Kurzzeit-SA (1–14 Tage): Anzahl Episoden/Jahr; LTSA (>14 Tage): Krankheitstage in Monate/Jahr umgerechnet	Kurzzeit-SA: • Keine Kurzzeit-SA (50 %) • Niedrige Häufigkeit von Kurzzeit-SA (40 %) • Hohe Häufigkeit von Kurzzeit-SA, ca. 7 Episoden/Jahr (10 %) LTSA: • Keine LTSA (65 %) • Geringe LTSA (27 %) • Hohe LTSA (8 %)
Sørensen et al. (2025)	GBMTM	Dänemark; Registerdaten	15-30-jährige Mitarbeitende, die das erste Mal zwischen 2010 und 2018 in den Arbeitsmarkt eingetreten sind; (N=91'633)	Monatliche Anzahl SA-Tage; monatliche Anzahl SA-Episoden (≥ 1 Tag)	3-Trajektorien-Modell: • Keine/wenige kurze SA-Episoden (59 % Frauen, 62 % Männer) • Häufige kurze SA-Episoden (36 % Frauen, 34 % Männer) • Häufige längere SA-Episoden (6 % Frauen, 4 % Männer)

Anmerkung. GBTM = Group-Based Trajectory Modeling; GBMTM = Group-Based Multi-Trajectory Modeling; SA = Sickness Absence; LTSA = Long-Term Sickness Absence.

Anhang D

Vergleich ausgewählter Softwarelösungen zur Trajektorienanalyse

Software	SAS	Stata	Mplus	Latent Gold	R	
Packet	Proc Traj	traj			crimCV	trajeR
Modelltypen	GBTM ^(1, 3, 7)	GBTM ^(1, 2, 7)	GMM / LCGA ^(3, 5, 8, 11)	GMM / LCGA / GBTM ⁽¹⁾	GBTM ⁽⁶⁾	GBTM ⁽⁴⁾
Art der abh. Variable	Kont., binär, Zählw. ⁽¹⁾	Kont., binär, Zählw. ^(1, 2)	Kont.; kategorisch, binär; Zählw. ⁽¹⁾	Kont.; kategorisch, binär; Zählw. ^(1, 9)	-	Kont.; binär, Zählw. ⁽⁴⁾
Modellfamilie	CNORM; Logit; Poisson / ZIP ⁽¹⁾	CNORM / Beta; Probit / Logit; ZIP ^(1, 2)	Normal / CNORM ; Multinomial logit ; Probit / Logit ; Poisson / ZIP / Negative binomial ⁽¹⁾	Multivariat / zens. ; trunc. normal ; Multinom. -Logit ; Probit/Logit ; trunc. /überdisp. Poisson; trunc. /überdisp. Binomial; ZIP, NegBin ⁽¹⁾	ZIP ⁽⁶⁾	Logit; CNORM; ZIP ⁽⁴⁾
Zufällige Effekte (random effects)	Nur bei zensiert-normaler Spezifikation ^(1, 8)	Nicht modelliert (GBTM nach Nagin) ^(1, 8)	Vorhanden ^(1, 5, 8) Bei LCGA nicht vorhanden ⁽¹¹⁾	Vorhanden ^(1, 9)	-	Nicht modelliert (GBTM nach Nagin) ⁽⁴⁾
Anpassungskriterien und Teststatistiken	AIC, APPA, BIC, log-likelihood, Wald test ⁽¹⁾	AIC, BIC, log-likelihood ⁽¹⁾	AIC, APPA, aLMR, BIC, BLRT, MVK, MVS, ssBIC, VLMR, Wald test ^(1, 8)	AIC, BIC, BLRT, CAIC, CLC, ICL-BIC, ssBIC ⁽¹⁾	BIC/AIC + CVE (Cross-Validation Error) ^(1, 6)	BIC, AIC ⁽⁴⁾
Dual group-based trajectory modeling	Ja ⁽⁷⁾	Ja ⁽⁷⁾	-	Ja ⁽⁹⁾	-	-
GBMTM	Ja ^(1, 7)	Ja ^(1, 7)	Ja ⁽¹⁾	Ja ⁽⁹⁾	-	Ja ⁽⁴⁾
Kosten	Lizenzgebühr ⁽⁶⁾	Lizenzgebühr	Lizenzgebühr ⁽⁶⁾	Lizenzgebühr	Open Source ⁽⁶⁾	Open Source ⁽⁴⁾

Anmerkungen. GBTM = Group-Based Trajectory Modeling; GMM = Growth Mixture Model; LCGA = Latent Class Growth Analysis; GBMTM = Group-Based Multi-Trajectory Model; Kont. = kontinuierlich; Zählw. = Zählwerte; CNORM = zensiert normale Verteilung; ZIP = Zero-Inflated Poisson; NegBin = Negative Binomialverteilung; trunc. = verkürzt/abgeschnitten; zens. = zensiert; überdisp. = überdispers; Multinom.-Logit = multinomiale logistische Regression; RE = Random Effects; AIC = Akaike Information Criterion; BIC = Bayesian Information Criterion; APPA = Average Posterior Probability of Assignment; aLMR = adjusted Lo-Mendell-Rubin-Test; BLRT = Bootstrap Likelihood Ratio Test; CAIC = Consistent Akaike Information Criterion; CLC = Classification Likelihood Criterion; ICL-BIC = Integrated Completed Likelihood BIC; ssBIC = sample-size adjusted BIC; VLMR = Vuong-Lo-Mendell-Rubin-Test; CVE = Cross-Validation Error. Zahlen in Klammern verweisen auf die entsprechenden Quellen.

Quellen:

- (1) Van der Nest, G., Lima Passos, V., Candel, M. J. J. M., & Van Breukelen, G. J. P. (2020).
 (2) Jones, B. L., & Nagin, D. S. (2013).
 (3) Serra, L., Farrants, K., Alexanderson, K., Ubalde, M., & Lallukka, T. (2022).
 (4) Noel, M., & Schiltz, F. (2022).
 (5) Magrini, A. (2022).

- (6) Nielsen, S. F., et al. (2014).
 (7) Nagin, D. S., Jones, B. L., Passos, V. L., & Tremblay, R. E. (2018).
 (8) Jung, T., & Wickrama, K. A. S. (2008).
 (9) Vermunt, J. K., & Magidson, J. (2016).
 (10) Magrini, A. (2021).
 (11) Muthén & Muthén (2017)

Anhang E

Auflistung Tätigkeitsgruppen

Tätigkeitsgruppen	Gruppen nach ISCO	Hauptgruppe nach ISCO	relevante Berufe klassifiziert nach ISCO	Funktionen Praxispartnerin gemäss Funktionsumschreibung
Kognitiv-administrative	1	Managers	Geschäftsführende; kaufmännische Führungskräfte (HR, Finanzen); Leitungskräfte in Produktion / spezialisierten Dienstleistungen / Versorgung / Transport oder Distribution; Industrie/Bau/Logistik-Leitung	Kader Kernprozesse / Support Kernprozesse / Technik/Dienste / Administration / ICT / Projekte; Fachgebietsleiter/in ICT; Basisführung Technik / Dienste / Administration / ICT / Logistik
	2	Fachpersonen	Ingenieure (Industrie, Bau, Elektro, Elektronik); Finanz- & Verwaltungsfachkräfte; Analysten; HR-Entwicklung; Marketing; Software-/Webentwickler	-
	3	Techniker und Fachangestellte	Bautechniker; Elektro-/Elektroniktechniker*in; Maschinen-/Prozesstechniker*in; Buchhaltungsfachkräfte; Administrative und spezialisierte Sekretariatskräfte; Produktionsaufsicht; Büroleitung; ICT-Support; Netzwerktechnik	Fachspezialist*in Administration; Fachspezialist*in Technik; <i>ICT-Support / Betrieb</i> ; Fachspezialist*in ICT / Warenfluss
	4	Verwaltungsassistenten	Büroangestellte; Sekretär*in; Empfangsmitarbeitende; Buchhaltungs- und Rechnungswesenfachkräfte; Lohn- und Gehaltsfachkräfte; Lagerfachkräfte / Warenbestandskontrolleure; Transportdisponent*in; Personalbürofachkräfte	Fachspezialist*in Administration; Transportdisposition / Disposition; Empfang / Bewachung; Koordination; Logistik-Allrounder; Mitarbeiter*in Administration / HR / Finanzen-Controlling; Sachbearbeiter*in; Mitarbeitende Leitstand/Klärplatz und Stammdaten
	5	Service- und Verkaufsmitarbeiter	Küchenfachkraft; Aufsichts- und Leitungskräfte in Reinigung und Hauswirtschaft; Gebäudewartung	Köche; Haustechnik / Gebäudeservice
körperlich-operative	6	Land-/Forstwirtschaft	-	-
	7	Handwerkliche und verwandte Berufe	Land- und Industriemaschinenmechaniker, Elektro- und Elektronikhandwerkskräfte; Maler; Gebäudereiniger und verwandte Ausbauberufe	MA Support Kernprozesse; MA-Dienste / Gebäudeservice; Technischer Dienst / Gebäudeservice Berufsleute Technik; Berufsspezialisten Technik
	8	Anlagen- und Maschinenbedienende sowie Montagefachkräfte	Anlagen- und Maschinenführende; Lokomotivführer*in; Schwerlast- und LKW-Fahrende; Gabelstaplerfahrer*in Verpackungs-, Abfüll- und Etikettiermaschinenbediener*in; Montierer	Anlagenführende; Staplerfahrer*in/Warenfluss; Wareneingang; Warenausgangskontrolle; Transport; Retouren-Logistik; Kommissionierung
	9	Grundlegende Berufe	Produktionshilfskräfte; Handverpackung; Reinigungskräfte und Hilfskräfte; Küchenhilfen / Gastronomiehilfskräfte; Hausmeisterliche Hilfskräfte	Verdichtung; Konfektionierung; Anlagen-Mitarbeitende; Personalrestaurant; Montage

Anhang F

Stata Do-File zur Erstellung der Dummy-Variablen

Das nachfolgende Do-File dokumentiert die Datenaufbereitung der kategorialen Variablen Geschlecht und Tätigkeitsgruppe. Hierzu wurden für beide Variablen binäre Dummy-Variablen erstellt, mit Variablen- und Wertelabels versehen sowie mittels Häufigkeitstabellen auf eine korrekte Kodierung überprüft. Zusätzlich wurde eine Prüfung auf fehlende Werte durchgeführt. Die vollständige Stata-Syntax ist nachfolgend dargestellt.

Do File_01_Datenbereinigung_07.03.2026 - Printed on Sat Apr 4 08:31:05 2026

```

1  *Masterarbeit
2  *Datensatz: Datengrundlage_Stata_02.03.2026
3  *Datenbereinigung Kovariaten Geschlecht und Tätigkeitsgruppe
4
5  *Erstellung Dummy Variable für Geschlecht
6  gen weiblich = Geschlecht == "W"
7
8  *Überprüfung deskriptive Statistik der neuen Variable
9  tab weiblich
10
11 *Variablenbeschreibung für Dummy Variable hinzufügen
12 label variable weiblich "Geschlecht"
13
14 *Labels für Dummy Variable definieren
15 label define geschlecht_label 0 "männlich" 1 "weiblich"
16
17 *Labels der Variable zuweisen
18 label values weiblich geschlecht_label
19
20 *Kontrolle deskriptive Statistik
21 tab weiblich
22
23
24 *Erstellung Dummy Variable für Tätigkeitsgruppe
25 gen kognitiv = Tätigkeitsgruppe == "kognitiv-administrative Tätigkeiten"
26
27 *Überprüfung deskriptive Statistik der neuen Variable
28 tab kognitiv
29
30 *Variablenbeschreibung für Dummy Variable hinzufügen
31 label variable kognitiv "Tätigkeitsgruppe"
32
33 *Labels für Dummy Variable definieren
34 label define taetigkeitsgruppe_label 0 "körperlich-operative Tätigkeiten" 1
   "kognitiv-administrative Tätigkeiten"
35
36 *Labels der Variable zuweisen
37 label values kognitiv taetigkeitsgruppe_label
38
39 *Kontrolle deskriptive Statistik
40 tab kognitiv
41
42
43 *Missing Values prüfen
44 misstable summarize
45
46 *explizite Prüfung missing Values bei Textvariablen
47 tab Geschlecht, missing
48 tab Tätigkeitsgruppe, missing

```

Anhang G

Stata Do File zur Erstellung der unabhängigen Zeitvariable (indep)

Das nachfolgende Do-File dokumentiert die Erstellung der für die Trajektorienanalysen verwendeten Zeitvariablen. Hierzu wurden zwölf Zeitpunkte definiert, welche die Monate vor Eintritt der Langzeitabsenz abbilden. Der Wert 1 repräsentiert den frühesten Messzeitpunkt (12 Monate vor Langzeitabsenz), während der Wert 12 den letzten Messzeitpunkt unmittelbar vor Eintritt der Langzeitabsenz kennzeichnet. Zusätzlich wurden für alle Zeitvariablen aussagekräftige Variablenlabels vergeben, um die zeitliche Zuordnung der Messpunkte nachvollziehbar zu dokumentieren. Die vollständige Stata-Syntax ist nachfolgend dargestellt.

Do File_02_Erstellung indep Variable_15.03.2026 - Printed on Sat Apr 4 08:33:19 2026

```

1  *Masterarbeit 2026
2  *Erstellung der unabhängigen Variablen - Zeitpunkt der Messung der abhängigen Variablen
3      *var() = wiederholten Messwerte (Absenzdauer und Absenzhäufigkeit)
4      *indep() = die dazugehörigen Zeitpunkte
5
6  *Anlegen von 12 Zeitvariablen
7      *1 = 12 Monate vor Langzeitabsenz
8      *12 = 1 Monat vor Langzeitabsenz
9      gen Zeit_Monat_preLZ12 = 1
10     gen Zeit_Monat_preLZ11 = 2
11     gen Zeit_Monat_preLZ10 = 3
12     gen Zeit_Monat_preLZ9 = 4
13     gen Zeit_Monat_preLZ8 = 5
14     gen Zeit_Monat_preLZ7 = 6
15     gen Zeit_Monat_preLZ6 = 7
16     gen Zeit_Monat_preLZ5 = 8
17     gen Zeit_Monat_preLZ4 = 9
18     gen Zeit_Monat_preLZ3 = 10
19     gen Zeit_Monat_preLZ2 = 11
20     gen Zeit_Monat_preLZ1 = 12
21
22  *Variablenlabels festlegen
23     label variable Zeit_Monat_preLZ12 "Zeitpunkt: 12 Monate vor Langzeitabsenz"
24     label variable Zeit_Monat_preLZ11 "Zeitpunkt: 11 Monate vor Langzeitabsenz"
25     label variable Zeit_Monat_preLZ10 "Zeitpunkt: 10 Monate vor Langzeitabsenz"
26     label variable Zeit_Monat_preLZ9 "Zeitpunkt: 9 Monate vor Langzeitabsenz"
27     label variable Zeit_Monat_preLZ8 "Zeitpunkt: 8 Monate vor Langzeitabsenz"
28     label variable Zeit_Monat_preLZ7 "Zeitpunkt: 7 Monate vor Langzeitabsenz"
29     label variable Zeit_Monat_preLZ6 "Zeitpunkt: 6 Monate vor Langzeitabsenz"
30     label variable Zeit_Monat_preLZ5 "Zeitpunkt: 5 Monate vor Langzeitabsenz"
31     label variable Zeit_Monat_preLZ4 "Zeitpunkt: 4 Monate vor Langzeitabsenz"
32     label variable Zeit_Monat_preLZ3 "Zeitpunkt: 3 Monate vor Langzeitabsenz"
33     label variable Zeit_Monat_preLZ2 "Zeitpunkt: 2 Monate vor Langzeitabsenz"
34     label variable Zeit_Monat_preLZ1 "Zeitpunkt: 1 Monat vor Langzeitabsenz"

```

Anhang H

Stata Do-File zur Durchführung der deskriptiven Analysen

Das nachfolgende Do-File dokumentiert die Durchführung der deskriptiven Analysen. Hierzu wurden Häufigkeitstabellen für die kategorialen Variablen erstellt und gleichzeitig auf fehlende Werte überprüft. Für die metrischen Variablen wurden zentrale deskriptive Kennwerte wie Stichprobengrösse, Mittelwert, Standardabweichung, Minimum, Maximum sowie ausgewählte Perzentile berechnet. Zusätzlich wurde der Anteil von Nullwerten für die Variablen der Absenzdauer ermittelt, um die Verteilungseigenschaften der Daten zu beurteilen. Abschliessend wurde eine Kreuztabelle der Dummy-Variablen Geschlecht und Tätigkeitsgruppe erstellt. Die vollständige Stata-Syntax ist nachfolgend dargestellt.

Do File_03_deskriptive Statistik_07.03.2026 - Printed on Sat Apr 4 08:35:00 2026

```

1  *Masterarbeit 2026
2  *Deskriptive Statistik
3
4  *vorbereitere Datensatz öffnen
5  use date_masterarbeit_aufbereitet.dta
6
7  *Häufigkeitstabelle für relevante Variablen inkl. Überprüfung fehlende Werte
8  ds ID Geschlecht Tätigkeitsgruppe, not
9  foreach var of varlist `r(varlist)' {
10     display "Variable: `var'"
11     tab `var', missing
12 }
13
14 *Deskriptive Statistik metrische Variablen
15 tabstat AlterbeiEintrittLZ Absenzdauerpre* Absenzhäufigkeitpre*, stat(n mean sd min p25 p50 p75 max
16 )
17
18 *Nullwerten
19 foreach var of varlist Absenzdauerpre* {
20     quietly count if `var' == 0
21     local zeros = r(N)
22     count if !missing(`var')
23     local total = r(N)
24     di "`var' : " `zeros' " Nullen (" %4.1f (100*`zeros'/'total') "%)"
25 }
26
27 *Kreuztabelle
28 tab weiblich kognitiv, row
29
30
31
32

```

Anhang I

Stata Do-File zur Erstellung der Histogramme

Das nachfolgende Do-File dokumentiert die Erstellung der Histogramme für die Variablen Absenzdauer und Absenzhäufigkeit über die zwölf Monate vor Eintritt der Langzeitabsenz. Für jeden Messzeitpunkt wurden separate Histogramme generiert und anschliessend zu einer gemeinsamen Abbildung zusammengeführt. Die Grafiken dienen der visuellen Prüfung der Verteilungseigenschaften der Daten, insbesondere hinsichtlich möglicher Schiefe, Nullwertanteile und Ausreisser. Darüber hinaus wurden einheitliche Achsenskalierungen, Beschriftungen und Formatierungen verwendet, um die Vergleichbarkeit der Verteilungen über die einzelnen Messzeitpunkte hinweg sicherzustellen. Die vollständige Stata-Syntax ist nachfolgend dargestellt.

```

Do File_04_Histogramme_15.03.2026 - Printed on Sat Apr 4 08:36:19 2026
1 *Masterarbeit 2026
2 *Histogramme
3
4 *vorbereitete Datensatz öffnen
5 use date_masterarbeit_aufbereitet.dta
6
7 *Histogramme Absenzdauer: 12 Monate vor Langzeitabsenzstart
8 local i = 1
9 local graphlist
10
11 foreach var in Absenzdauerpre12 Absenzdauerpre11 Absenzdauerpre10 Absenzdauerpre9 Absenzdauerpre8
Absenzdauerpre7 Absenzdauerpre6 Absenzdauerpre5 Absenzdauerpre4 Absenzdauerpre3 Absenzdauerpre2
Absenzdauerpre1 {
12
13     local monat = 13 - `i'
14
15     if `monat' == 1 {
16         local titel "'monat' Monat vor der Langzeitabsenz"
17     }
18     else {
19         local titel "'monat' Monate vor der Langzeitabsenz"
20     }
21
22     histogram `var', ///
23     start(0) width(5) percent ///
24     xscale(range(0 30) noextend) ///
25     xlabel(0(5)30, format(%9.0f)) ///
26     yscale(range(0 100) noextend) ///
27     ylabel(0(20)100, format(%9.0f) angle(horizontal)) ///
28     xtitle("Absenzdauer (Tage)", size(medsmall)) ///
29     ytitle("Prozent", size(medsmall)) ///
30     title("`titel'", size(small)) ///
31     plotregion(margin(zero)) ///
32     graphregion(color(white)) ///
33     name(`h'i', replace)
34
35     local graphlist `graphlist' `h'i'
36     local ++i
37 }
38
39 graph combine `graphlist', ///
40 col(4) ///
41 imargin(small) ///
42 graphregion(color(white)) ///
43 title("Verteilung der Absenzdauer in den 12 Monaten vor Langzeitabsenzstart", size(medsmall))
44
45
46 *Histogramme Absenzhäufigkeit: 12 Monate vor Langzeitabsenzstart
47 local i = 1
48 local graphlist
49
50 foreach var in Absenzhäufigkeitpre12 Absenzhäufigkeitpre11 Absenzhäufigkeitpre10
Absenzhäufigkeitpre9 Absenzhäufigkeitpre8 Absenzhäufigkeitpre7 Absenzhäufigkeitpre6
Absenzhäufigkeitpre5 Absenzhäufigkeitpre4 Absenzhäufigkeitpre3 Absenzhäufigkeitpre2
Absenzhäufigkeitpre1 {
51
52     local monat = 13 - `i'
53
54     if `monat' == 1 {
55         local titel "'monat' Monat vor der Langzeitabsenz"
56     }
57     else {
58         local titel "'monat' Monate vor der Langzeitabsenz"
59     }
60
61     histogram `var', ///
62     start(0) width(1) percent ///
63     xscale(range(0 5) noextend) ///
64     xlabel(0(1)5, format(%9.0f) labsz(size(small))) ///
65     yscale(range(0 100) noextend) ///
66     ylabel(0(20)100, format(%9.0f) angle(horizontal) labsz(size(small))) ///
67     xtitle("Absenzhäufigkeit (Anzahl Absenzen)", size(medsmall)) ///
68     ytitle("Prozent", size(medsmall)) ///
69     title("`titel'", size(small)) ///
70     plotregion(margin(zero)) ///
71     graphregion(color(white)) ///
72     name(`h'i', replace)
73
74     local graphlist `graphlist' `h'i'
75     local ++i
76 }
77
78 graph combine `graphlist', ///
79 col(4) ///
80 imargin(small) ///
81 graphregion(color(white)) ///
82 title("Verteilung der Absenzhäufigkeit in den 12 Monaten vor Langzeitabsenzstart", size(medsmall))

```

Anhang J

Stata Do-File Do-File zur Erstellung von Spaghetti-Plots und Mittelwertverläufen

Das nachfolgende Do-File dokumentiert die Erstellung explorativer Verlaufsdiagramme für die Variablen Absenzdauer und Absenzhäufigkeit. Hierzu wurden zunächst Spaghetti-Plots erzeugt, welche die individuellen Verläufe ausgewählter Personen sowie der Gesamtstichprobe visualisieren. Zusätzlich wurden Mittelwertverläufe über alle Beobachtungen hinweg berechnet und grafisch dargestellt. Für die Erstellung der Grafiken wurde der Datensatz temporär vom Wide- in das Long-Format umstrukturiert, um die zeitlichen Verläufe über die Messzeitpunkte hinweg abbilden zu können. Die Darstellungen dienen der explorativen Beurteilung der Entwicklung der Absenzdauer und Absenzhäufigkeit im Beobachtungszeitraum. Die vollständige Stata-Syntax ist nachfolgend dargestellt.

```
Do File_05_Spaghetti Plot und Mittelwertverlauf_15.03.2026 - Printed on Sun Jun 7 19:4
1  *Masterarbeit 2026
2  *Spaghettiplot und Mittelwertverlauf
3
4  *für die angestrebten Auswertungen werden Daten im Long-Format benö
5  *zur Absicherung des Grundlagendatensatzes wurde eine Kopie dessen e
6  Kopie weitergearbeitet
7
8  *Kopierter Datensatz verwenden
9  use date_masterarbeit_aufbereitet_Kopie_Grundlage Spaghetti-Plot unc
10
11
12 *Spaghetti-Plot Absenzdauer - Stichprobe n=62 (20%)
13 preserve
14
15 * nur relevante Variablen behalten
16 keep ID Absenzdauerpre*
17
18 * zufällige Stichprobe von 62 Personen ziehen
19 sample 62, count
20
21 * Wide -> Long: aus 12 Variablen werden 12 Zeilen
22 reshape long Absenzdauerpre, i(ID) j(pre)
23
24 * numerische ID für xtset erzeugen
25 egen id_num = group(ID)
26
27 * Zeitvariable: links 12 Monate vorher, rechts 1 Monat vorher
28 gen zeit = 13 - pre
29 label variable zeit "Monate bis zur Langzeitabsenz"
30
31 * Paneldaten setzen
32 xtset id_num zeit
33
34 * echter Spaghetti-Plot
35 xtlne Absenzdauerpre, overlay ///
36 xlabel(1 "12" 2 "11" 3 "10" 4 "9" 5 "8" 6 "7" 7 "6" 8 "5" 9
///
37 xtitle("Monate bis zur Langzeitabsenz") ///
38 ytitle("Absenzdauer (Tage)") ///
39 title("Spaghetti-Plot der Absenzdauer") ///
40 legend(off) ///
41 graphregion(color(white))
42
43 restore
44
45 *Spaghetti-Plot Absenzdauer
46 preserve
47
48 * nur relevante Variablen behalten
49 keep ID Absenzdauerpre*
```

```
Do File_05_Spaghetti Plot und Mittelwertverlauf_15.03.2026 - Printed on Sun Jun 7 19:4
65 xtlne Absenzdauerpre, overlay ///
66 xlabel(1 "12" 2 "11" 3 "10" 4 "9" 5 "8" 6 "7" 7 "6" 8 "5" 9
///
67 xtitle("Monate bis zur Langzeitabsenz") ///
68 ytitle("Absenzdauer (Tage)") ///
69 title("Spaghetti-Plot der Absenzdauer") ///
70 legend(off) ///
71 graphregion(color(white))
72
73 restore
74
75
76 *Spaghetti-Plot Absenzhäufigkeit - Stichprobe n=62 (20%)
77 preserve
78
79 * nur relevante Variablen behalten
80 keep ID Absenzhäufigkeitpre*
81
82 * zufällige Stichprobe von 62 Personen ziehen
83 sample 62, count
84
85 * Wide -> Long: aus 12 Variablen werden 12 Zeilen
86 reshape long Absenzhäufigkeitpre, i(ID) j(pre)
87
88 * numerische ID für xtset erzeugen
89 egen id_num = group(ID)
90
91 * Zeitvariable: links 12 Monate vorher, rechts 1 Monat vorher
92 gen zeit = 13 - pre
93 label variable zeit "Monate bis zur Langzeitabsenz"
94
95 * Paneldaten setzen
96 xtset id_num zeit
97
98 * echter Spaghetti-Plot
99 xtlne Absenzhäufigkeitpre, overlay ///
100 xlabel(1 "12" 2 "11" 3 "10" 4 "9" 5 "8" 6 "7" 7 "6" 8 "5" 9 "4"
101 xtitle("Monate bis zur Langzeitabsenz") ///
102 ytitle("Absenzhäufigkeit") ///
103 title("Spaghetti-Plot der Absenzhäufigkeit") ///
104 legend(off) ///
105 graphregion(color(white))
106
107 restore
108
109 *Spaghetti-Plot Absenzhäufigkeit
110 preserve
111
112 * nur relevante Variablen behalten
113 keep ID Absenzhäufigkeitpre*
114
```


Anhang K

Stata Do-File zur Schätzung des GBTM der Absenzdauer

Do File_06_GBTM_Absenzdauer_22.03.2026 - Printed on Sun Jun 7 19:59:06 2026

```

1  *Masterarbeit 2026
2  *Analyseprozess: GBTM
3
4  *Festlegung der Wahrscheinlichkeitsverteilung für die abhängigen Variablen
5  *Absenzdauer: wiederholt gemessenen, (annähernd) kontinuierliche Skala -> CNORM
6  *Absenzhäufigkeit: Längsschnitt-Zählraten -> ZIP
7
8  *Sicherstellung Installation Traj
9  cap which traj
10 if _rc net install traj, from("https://www.andrew.cmu.edu/user/bjones/traj")
11
12 *****
13 * GBTM - ABSENZDAUER
14 * Verteilung: CNORM
15 *****
16
17 *1. Start Schätzung optimale Gruppen - 1 Gruppen
18 traj, var(Absenzdauerpre12 Absenzdauerpre11 Absenzdauerpre10 Absenzdauerpre9 ///
19 Absenzdauerpre8 Absenzdauerpre7 Absenzdauerpre6 Absenzdauerpre5 ///
20 Absenzdauerpre4 Absenzdauerpre3 Absenzdauerpre2 Absenzdauerpre1) ///
21 indep(Zeit_Monat_pre1212 Zeit_Monat_pre1211 Zeit_Monat_pre1210 Zeit_Monat_pre1209 ///
22 Zeit_Monat_pre1208 Zeit_Monat_pre1207 Zeit_Monat_pre1206 Zeit_Monat_pre1205 ///
23 Zeit_Monat_pre1204 Zeit_Monat_pre1203 Zeit_Monat_pre1202 Zeit_Monat_pre1201) ///
24 model(cnorm) ///
25 min(0) max(29) ///
26 order(2)
27
28 *2. Schätzung optimale Gruppen - 2 Gruppen
29 traj, var(Absenzdauerpre12 Absenzdauerpre11 Absenzdauerpre10 Absenzdauerpre9 ///
30 Absenzdauerpre8 Absenzdauerpre7 Absenzdauerpre6 Absenzdauerpre5 ///
31 Absenzdauerpre4 Absenzdauerpre3 Absenzdauerpre2 Absenzdauerpre1) ///
32 indep(Zeit_Monat_pre1212 Zeit_Monat_pre1211 Zeit_Monat_pre1210 Zeit_Monat_pre1209 ///
33 Zeit_Monat_pre1208 Zeit_Monat_pre1207 Zeit_Monat_pre1206 Zeit_Monat_pre1205 ///
34 Zeit_Monat_pre1204 Zeit_Monat_pre1203 Zeit_Monat_pre1202 Zeit_Monat_pre1201) ///
35 model(cnorm) ///
36 min(0) max(29) ///
37 order(2 2)
38
39 *2. Schätzung optimale Gruppen - 2 Gruppen
40 traj, var(Absenzdauerpre12 Absenzdauerpre11 Absenzdauerpre10 Absenzdauerpre9 ///
41 Absenzdauerpre8 Absenzdauerpre7 Absenzdauerpre6 Absenzdauerpre5 ///
42 Absenzdauerpre4 Absenzdauerpre3 Absenzdauerpre2 Absenzdauerpre1) ///
43 indep(Zeit_Monat_pre1212 Zeit_Monat_pre1211 Zeit_Monat_pre1210 Zeit_Monat_pre1209 ///
44 Zeit_Monat_pre1208 Zeit_Monat_pre1207 Zeit_Monat_pre1206 Zeit_Monat_pre1205 ///
45 Zeit_Monat_pre1204 Zeit_Monat_pre1203 Zeit_Monat_pre1202 Zeit_Monat_pre1201) ///
46 model(cnorm) ///
47 min(0) max(29) ///
48 order(2 3)
49
50 *3. Schätzung optimale Gruppen - 3 Gruppen
51 traj, var(Absenzdauerpre12 Absenzdauerpre11 Absenzdauerpre10 Absenzdauerpre9 ///
52 Absenzdauerpre8 Absenzdauerpre7 Absenzdauerpre6 Absenzdauerpre5 ///
53 Absenzdauerpre4 Absenzdauerpre3 Absenzdauerpre2 Absenzdauerpre1) ///
54 indep(Zeit_Monat_pre1212 Zeit_Monat_pre1211 Zeit_Monat_pre1210 Zeit_Monat_pre1209 ///
55 Zeit_Monat_pre1208 Zeit_Monat_pre1207 Zeit_Monat_pre1206 Zeit_Monat_pre1205 ///
56 Zeit_Monat_pre1204 Zeit_Monat_pre1203 Zeit_Monat_pre1202 Zeit_Monat_pre1201) ///
57 model(cnorm) ///
58 min(0) max(29) ///
59 order(2 2 2)
60
61 *4. Schätzung optimale Gruppen - 4 Gruppen
62 traj, var(Absenzdauerpre12 Absenzdauerpre11 Absenzdauerpre10 Absenzdauerpre9 ///
63 Absenzdauerpre8 Absenzdauerpre7 Absenzdauerpre6 Absenzdauerpre5 ///
64 Absenzdauerpre4 Absenzdauerpre3 Absenzdauerpre2 Absenzdauerpre1) ///
65 indep(Zeit_Monat_pre1212 Zeit_Monat_pre1211 Zeit_Monat_pre1210 Zeit_Monat_pre1209 ///
66 Zeit_Monat_pre1208 Zeit_Monat_pre1207 Zeit_Monat_pre1206 Zeit_Monat_pre1205 ///
67 Zeit_Monat_pre1204 Zeit_Monat_pre1203 Zeit_Monat_pre1202 Zeit_Monat_pre1201) ///

```

Page 1

Do File_06_GBTM_Absenzdauer_22.03.2026 - Printed on Sun Jun 7 19:59:06 2026

```

67 model(cnorm) ///
68 min(0) max(29) ///
69 order(2 2 2 2)
70
71 *5. Schätzung optimale Gruppen - 5 Gruppen
72 traj, var(Absenzdauerpre12 Absenzdauerpre11 Absenzdauerpre10 Absenzdauerpre9 ///
73 Absenzdauerpre8 Absenzdauerpre7 Absenzdauerpre6 Absenzdauerpre5 ///
74 Absenzdauerpre4 Absenzdauerpre3 Absenzdauerpre2 Absenzdauerpre1) ///
75 indep(Zeit_Monat_pre1212 Zeit_Monat_pre1211 Zeit_Monat_pre1210 Zeit_Monat_pre1209 ///
76 Zeit_Monat_pre1208 Zeit_Monat_pre1207 Zeit_Monat_pre1206 Zeit_Monat_pre1205 ///
77 Zeit_Monat_pre1204 Zeit_Monat_pre1203 Zeit_Monat_pre1202 Zeit_Monat_pre1201) ///
78 model(cnorm) ///
79 min(0) max(29) ///
80 order(2 2 2 2 2)
81
82 *6. Schätzung optimale Gruppen - 6 Gruppen
83 traj, var(Absenzdauerpre12 Absenzdauerpre11 Absenzdauerpre10 Absenzdauerpre9 ///
84 Absenzdauerpre8 Absenzdauerpre7 Absenzdauerpre6 Absenzdauerpre5 ///
85 Absenzdauerpre4 Absenzdauerpre3 Absenzdauerpre2 Absenzdauerpre1) ///
86 indep(Zeit_Monat_pre1212 Zeit_Monat_pre1211 Zeit_Monat_pre1210 Zeit_Monat_pre1209 ///
87 Zeit_Monat_pre1208 Zeit_Monat_pre1207 Zeit_Monat_pre1206 Zeit_Monat_pre1205 ///
88 Zeit_Monat_pre1204 Zeit_Monat_pre1203 Zeit_Monat_pre1202 Zeit_Monat_pre1201) ///
89 model(cnorm) ///
90 min(0) max(29) ///
91 order(2 2 2 2 2 2)
92
93 *7. Schätzung optimale Gruppen - 7 Gruppen
94 traj, var(Absenzdauerpre12 Absenzdauerpre11 Absenzdauerpre10 Absenzdauerpre9 ///
95 Absenzdauerpre8 Absenzdauerpre7 Absenzdauerpre6 Absenzdauerpre5 ///
96 Absenzdauerpre4 Absenzdauerpre3 Absenzdauerpre2 Absenzdauerpre1) ///
97 indep(Zeit_Monat_pre1212 Zeit_Monat_pre1211 Zeit_Monat_pre1210 Zeit_Monat_pre1209 ///
98 Zeit_Monat_pre1208 Zeit_Monat_pre1207 Zeit_Monat_pre1206 Zeit_Monat_pre1205 ///
99 Zeit_Monat_pre1204 Zeit_Monat_pre1203 Zeit_Monat_pre1202 Zeit_Monat_pre1201) ///
100 model(cnorm) ///
101 min(0) max(29) ///
102 order(2 2 2 2 2 2 2)
103
104 *****
105 *Optimierung Polynomordnung 2-Gruppen-Modell
106 *****
107
108 *1. Beide Gruppen quadratisch
109 traj, var(Absenzdauerpre12 Absenzdauerpre11 Absenzdauerpre10 Absenzdauerpre9 ///
110 Absenzdauerpre8 Absenzdauerpre7 Absenzdauerpre6 Absenzdauerpre5 ///
111 Absenzdauerpre4 Absenzdauerpre3 Absenzdauerpre2 Absenzdauerpre1) ///
112 indep(Zeit_Monat_pre1212 Zeit_Monat_pre1211 Zeit_Monat_pre1210 Zeit_Monat_pre1209 ///
113 Zeit_Monat_pre1208 Zeit_Monat_pre1207 Zeit_Monat_pre1206 Zeit_Monat_pre1205 ///
114 Zeit_Monat_pre1204 Zeit_Monat_pre1203 Zeit_Monat_pre1202 Zeit_Monat_pre1201) ///
115 model(cnorm) ///
116 min(0) max(29) ///
117 order(2 2)
118
119 *Auswertung APPA und OCC
120
121 summarize _traj_ProbG1 if _traj_Group==1, meanonly
122 scalar appa1 = r(mean)
123
124 summarize _traj_ProbG2 if _traj_Group==2, meanonly
125 scalar appa2 = r(mean)
126
127 count if _traj_Group==1
128 scalar n1 = r(N)
129
130 count if _traj_Group==2
131 scalar n2 = r(N)
132
133 count

```

Page 2

Do File_06_GBTM_Absenzdauer_22.03.2026 - Printed on Sun Jun 7 19:59:07 2026

```

133 scalar N = r(N)
134
135 scalar p1 = n1/N
136 scalar p2 = n2/N
137
138 scalar occ1 = (appa1/(1-appa1)) / (p1/(1-p1))
139 scalar occ2 = (appa2/(1-appa2)) / (p2/(1-p2))
140
141 display "Modell Absenzdauer (2 Gruppen, CNORM)"
142 display "APPA G1 = " appa1
143 display "APPA G2 = " appa2
144 display "APPA min = " min(appa1, appa2)
145 display "OCC G1 = " occ1
146 display "OCC G2 = " occ2
147 display "OCC min = " min(occ1, occ2)
148
149 *2. Gruppe 1 quadratisch, Gruppe 2 linear
150 traj, var(Absenzdauerpre12 Absenzdauerpre11 Absenzdauerpre10 Absenzdauerpre9 ///
151 Absenzdauerpre8 Absenzdauerpre7 Absenzdauerpre6 Absenzdauerpre5 ///
152 Absenzdauerpre4 Absenzdauerpre3 Absenzdauerpre2 Absenzdauerpre1) ///
153 indep(Zeit_Monat_pre1212 Zeit_Monat_pre1211 Zeit_Monat_pre1210 Zeit_Monat_pre1209 ///
154 Zeit_Monat_pre1208 Zeit_Monat_pre1207 Zeit_Monat_pre1206 Zeit_Monat_pre1205 ///
155 Zeit_Monat_pre1204 Zeit_Monat_pre1203 Zeit_Monat_pre1202 Zeit_Monat_pre1201) ///
156 model(cnorm) ///
157 min(0) max(29) ///
158 order(2 1)
159
160 *Auswertung APPA und OCC
161
162 summarize _traj_ProbG1 if _traj_Group==1, meanonly
163 scalar appa1 = r(mean)
164
165 summarize _traj_ProbG2 if _traj_Group==2, meanonly
166 scalar appa2 = r(mean)
167
168 count if _traj_Group==1
169 scalar n1 = r(N)
170
171 count if _traj_Group==2
172 scalar n2 = r(N)
173
174 count
175 scalar N = r(N)
176
177 scalar p1 = n1/N
178 scalar p2 = n2/N
179
180 scalar occ1 = (appa1/(1-appa1)) / (p1/(1-p1))
181 scalar occ2 = (appa2/(1-appa2)) / (p2/(1-p2))
182
183 display "Modell Absenzdauer (2 Gruppen, CNORM)"
184 display "APPA G1 = " appa1
185 display "APPA G2 = " appa2
186 display "APPA min = " min(appa1, appa2)
187 display "OCC G1 = " occ1
188 display "OCC G2 = " occ2
189 display "OCC min = " min(occ1, occ2)
190
191 *3. Gruppe 1 linear, Gruppe 2 quadratisch
192 traj, var(Absenzdauerpre12 Absenzdauerpre11 Absenzdauerpre10 Absenzdauerpre9 ///
193 Absenzdauerpre8 Absenzdauerpre7 Absenzdauerpre6 Absenzdauerpre5 ///
194 Absenzdauerpre4 Absenzdauerpre3 Absenzdauerpre2 Absenzdauerpre1) ///
195 indep(Zeit_Monat_pre1212 Zeit_Monat_pre1211 Zeit_Monat_pre1210 Zeit_Monat_pre1209 ///
196 Zeit_Monat_pre1208 Zeit_Monat_pre1207 Zeit_Monat_pre1206 Zeit_Monat_pre1205 ///
197 Zeit_Monat_pre1204 Zeit_Monat_pre1203 Zeit_Monat_pre1202 Zeit_Monat_pre1201) ///
198 model(cnorm) ///

```

Page 3

Do File_06_GBTM_Absenzdauer_22.03.2026 - Printed on Sun Jun 7 19:59:07 2026

```

199 min(0) max(29) ///
200 order(1 2)
201
202 *Auswertung APPA und OCC
203
204 summarize _traj_ProbG1 if _traj_Group==1, meanonly
205 scalar appa1 = r(mean)
206
207 summarize _traj_ProbG2 if _traj_Group==2, meanonly
208 scalar appa2 = r(mean)
209
210 count if _traj_Group==1
211 scalar n1 = r(N)
212
213 count if _traj_Group==2
214 scalar n2 = r(N)
215
216 count
217 scalar N = r(N)
218
219 scalar p1 = n1/N
220 scalar p2 = n2/N
221
222 scalar occ1 = (appa1/(1-appa1)) / (p1/(1-p1))
223 scalar occ2 = (appa2/(1-appa2)) / (p2/(1-p2))
224
225 display "Modell Absenzdauer (2 Gruppen, CNORM)"
226 display "APPA G1 = " appa1
227 display "APPA G2 = " appa2
228 display "APPA min = " min(appa1, appa2)
229 display "OCC G1 = " occ1
230 display "OCC G2 = " occ2
231 display "OCC min = " min(occ1, occ2)
232
233 *4. Beide Gruppen linear
234 traj, var(Absenzdauerpre12 Absenzdauerpre11 Absenzdauerpre10 Absenzdauerpre9 ///
235 Absenzdauerpre8 Absenzdauerpre7 Absenzdauerpre6 Absenzdauerpre5 ///
236 Absenzdauerpre4 Absenzdauerpre3 Absenzdauerpre2 Absenzdauerpre1) ///
237 indep(Zeit_Monat_pre1212 Zeit_Monat_pre1211 Zeit_Monat_pre1210 Zeit_Monat_pre1209 ///
238 Zeit_Monat_pre1208 Zeit_Monat_pre1207 Zeit_Monat_pre1206 Zeit_Monat_pre1205 ///
239 Zeit_Monat_pre1204 Zeit_Monat_pre1203 Zeit_Monat_pre1202 Zeit_Monat_pre1201) ///
240 model(cnorm) ///
241 min(0) max(29) ///
242 order(1 1)
243
244 *Auswertung APPA und OCC
245
246 summarize _traj_ProbG1 if _traj_Group==1, meanonly
247 scalar appa1 = r(mean)
248
249 summarize _traj_ProbG2 if _traj_Group==2, meanonly
250 scalar appa2 = r(mean)
251
252 count if _traj_Group==1
253 scalar n1 = r(N)
254
255 count if _traj_Group==2
256 scalar n2 = r(N)
257
258 count
259 scalar N = r(N)
260
261 scalar p1 = n1/N
262 scalar p2 = n2/N
263
264 scalar occ1 = (appa1/(1-appa1)) / (p1/(1-p1))

```

Page 4

Do File_06_GBTM_Absenzdauer_22.03.2026 - Printed on Sun Jun 7 19:59:07 2026

```

265 scalar occ2 = (appa2/(1-appa2)) / (p2/(1-p2))
266
267 display "Modell Absenzdauer (2 Gruppen, CNORM)"
268 display "APPA G1 = " appa1
269 display "APPA G2 = " appa2
270 display "APPA min = " min(appa1, appa2)
271 display "OCC G1 = " occ1
272 display "OCC G2 = " occ2
273 display "OCC min = " min(occ1, occ2)
274
275 *****
276 *Optimierung Polynomordnung 3-Gruppen-Modell1
277 *****
278 *1. Alle Gruppen linear
279 traj, var(Absenzdauerpre12 Absenzdauerpre11 Absenzdauerpre10 Absenzdauerpre9 ///
280 Absenzdauerpre8 Absenzdauerpre7 Absenzdauerpre6 Absenzdauerpre5 ///
281 Absenzdauerpre4 Absenzdauerpre3 Absenzdauerpre2 Absenzdauerpre1 ///
282 indep(Zeit_Monat_pre1212 Zeit_Monat_pre1211 Zeit_Monat_pre1210 Zeit_Monat_pre129 ///
283 Zeit_Monat_pre128 Zeit_Monat_pre127 Zeit_Monat_pre126 Zeit_Monat_pre125 ///
284 Zeit_Monat_pre124 Zeit_Monat_pre123 Zeit_Monat_pre122 Zeit_Monat_pre121) ///
285 model(cnorm) ///
286 min(0) max(29) ///
287 order(1 1 1)
288
289 * Auswertung APPA und OCC
290
291 summarize _traj_ProbG1 if _traj_Group==1, meanonly
292 scalar appa1 = r(mean)
293
294 summarize _traj_ProbG2 if _traj_Group==2, meanonly
295 scalar appa2 = r(mean)
296
297 summarize _traj_ProbG3 if _traj_Group==3, meanonly
298 scalar appa3 = r(mean)
299
300 count if _traj_Group==1
301 scalar n1 = r(N)
302
303 count if _traj_Group==2
304 scalar n2 = r(N)
305
306 count if _traj_Group==3
307 scalar n3 = r(N)
308
309 count
310 scalar N = r(N)
311
312 scalar p1 = n1/N
313 scalar p2 = n2/N
314 scalar p3 = n3/N
315
316 scalar occ1 = (appa1/(1-appa1)) / (p1/(1-p1))
317 scalar occ2 = (appa2/(1-appa2)) / (p2/(1-p2))
318 scalar occ3 = (appa3/(1-appa3)) / (p3/(1-p3))
319
320 display "Modell Absenzdauer (3 Gruppen, CNORM) - order(1 1 1)"
321 display "APPA G1 = " appa1
322 display "APPA G2 = " appa2
323 display "APPA G3 = " appa3
324 display "APPA min = " min(appa1, min(appa2, appa3))
325 display "OCC G1 = " occ1
326 display "OCC G2 = " occ2
327 display "OCC G3 = " occ3
328 display "OCC min = " min(occ1, min(occ2, occ3))
329
330

```

Page 5

Do File_06_GBTM_Absenzdauer_22.03.2026 - Printed on Sun Jun 7 19:59:07 2026

```

331 *2. zwei Gruppen linear, eine quadratisch
332 traj, var(Absenzdauerpre12 Absenzdauerpre11 Absenzdauerpre10 Absenzdauerpre9 ///
333 Absenzdauerpre8 Absenzdauerpre7 Absenzdauerpre6 Absenzdauerpre5 ///
334 Absenzdauerpre4 Absenzdauerpre3 Absenzdauerpre2 Absenzdauerpre1 ///
335 indep(Zeit_Monat_pre1212 Zeit_Monat_pre1211 Zeit_Monat_pre1210 Zeit_Monat_pre129 ///
336 Zeit_Monat_pre128 Zeit_Monat_pre127 Zeit_Monat_pre126 Zeit_Monat_pre125 ///
337 Zeit_Monat_pre124 Zeit_Monat_pre123 Zeit_Monat_pre122 Zeit_Monat_pre121) ///
338 model(cnorm) ///
339 min(0) max(29) ///
340 order(2 1 1)
341
342 * Auswertung APPA und OCC
343
344 summarize _traj_ProbG1 if _traj_Group==1, meanonly
345 scalar appa1 = r(mean)
346
347 summarize _traj_ProbG2 if _traj_Group==2, meanonly
348 scalar appa2 = r(mean)
349
350 summarize _traj_ProbG3 if _traj_Group==3, meanonly
351 scalar appa3 = r(mean)
352
353 count if _traj_Group==1
354 scalar n1 = r(N)
355
356 count if _traj_Group==2
357 scalar n2 = r(N)
358
359 count if _traj_Group==3
360 scalar n3 = r(N)
361
362 count
363 scalar N = r(N)
364
365 scalar p1 = n1/N
366 scalar p2 = n2/N
367 scalar p3 = n3/N
368
369 scalar occ1 = (appa1/(1-appa1)) / (p1/(1-p1))
370 scalar occ2 = (appa2/(1-appa2)) / (p2/(1-p2))
371 scalar occ3 = (appa3/(1-appa3)) / (p3/(1-p3))
372
373 display "Modell Absenzdauer (3 Gruppen, CNORM) - order(2 1 1)"
374 display "APPA G1 = " appa1
375 display "APPA G2 = " appa2
376 display "APPA G3 = " appa3
377 display "APPA min = " min(appa1, min(appa2, appa3))
378 display "OCC G1 = " occ1
379 display "OCC G2 = " occ2
380 display "OCC G3 = " occ3
381 display "OCC min = " min(occ1, min(occ2, occ3))
382
383 *3. zwei Gruppen quadratisch, eine linear
384 traj, var(Absenzdauerpre12 Absenzdauerpre11 Absenzdauerpre10 Absenzdauerpre9 ///
385 Absenzdauerpre8 Absenzdauerpre7 Absenzdauerpre6 Absenzdauerpre5 ///
386 Absenzdauerpre4 Absenzdauerpre3 Absenzdauerpre2 Absenzdauerpre1 ///
387 indep(Zeit_Monat_pre1212 Zeit_Monat_pre1211 Zeit_Monat_pre1210 Zeit_Monat_pre129 ///
388 Zeit_Monat_pre128 Zeit_Monat_pre127 Zeit_Monat_pre126 Zeit_Monat_pre125 ///
389 Zeit_Monat_pre124 Zeit_Monat_pre123 Zeit_Monat_pre122 Zeit_Monat_pre121) ///
390 model(cnorm) ///
391 min(0) max(29) ///
392 order(2 2 1)
393
394 * Auswertung APPA und OCC
395
396 summarize _traj_ProbG1 if _traj_Group==1, meanonly

```

Page 6

Do File_06_GBTM_Absenzdauer_22.03.2026 - Printed on Sun Jun 7 19:59:07 2026

```

397 scalar appa1 = r(mean)
398
399 summarize _traj_ProbG2 if _traj_Group==2, meanonly
400 scalar appa2 = r(mean)
401
402 summarize _traj_ProbG3 if _traj_Group==3, meanonly
403 scalar appa3 = r(mean)
404
405 count if _traj_Group==1
406 scalar n1 = r(N)
407
408 count if _traj_Group==2
409 scalar n2 = r(N)
410
411 count if _traj_Group==3
412 scalar n3 = r(N)
413
414 count
415 scalar N = r(N)
416
417 scalar p1 = n1/N
418 scalar p2 = n2/N
419 scalar p3 = n3/N
420
421 scalar occ1 = (appa1/(1-appa1)) / (p1/(1-p1))
422 scalar occ2 = (appa2/(1-appa2)) / (p2/(1-p2))
423 scalar occ3 = (appa3/(1-appa3)) / (p3/(1-p3))
424
425 display "Modell Absenzdauer (3 Gruppen, CNORM) - order(2 2 1)"
426 display "APPA G1 = " appa1
427 display "APPA G2 = " appa2
428 display "APPA G3 = " appa3
429 display "APPA min = " min(appa1, min(appa2, appa3))
430 display "OCC G1 = " occ1
431 display "OCC G2 = " occ2
432 display "OCC G3 = " occ3
433 display "OCC min = " min(occ1, min(occ2, occ3))
434
435 *4. alle Gruppen quadratisch
436 traj, var(Absenzdauerpre12 Absenzdauerpre11 Absenzdauerpre10 Absenzdauerpre9 ///
437 Absenzdauerpre8 Absenzdauerpre7 Absenzdauerpre6 Absenzdauerpre5 ///
438 Absenzdauerpre4 Absenzdauerpre3 Absenzdauerpre2 Absenzdauerpre1 ///
439 indep(Zeit_Monat_pre1212 Zeit_Monat_pre1211 Zeit_Monat_pre1210 Zeit_Monat_pre129 ///
440 Zeit_Monat_pre128 Zeit_Monat_pre127 Zeit_Monat_pre126 Zeit_Monat_pre125 ///
441 Zeit_Monat_pre124 Zeit_Monat_pre123 Zeit_Monat_pre122 Zeit_Monat_pre121) ///
442 model(cnorm) ///
443 min(0) max(29) ///
444 order(2 2 2)
445
446 * Auswertung APPA und OCC
447
448 summarize _traj_ProbG1 if _traj_Group==1, meanonly
449 scalar appa1 = r(mean)
450
451 summarize _traj_ProbG2 if _traj_Group==2, meanonly
452 scalar appa2 = r(mean)
453
454 summarize _traj_ProbG3 if _traj_Group==3, meanonly
455 scalar appa3 = r(mean)
456
457 count if _traj_Group==1
458 scalar n1 = r(N)
459
460 count if _traj_Group==2
461 scalar n2 = r(N)
462

```

Page 7

Do File_06_GBTM_Absenzdauer_22.03.2026 - Printed on Sun Jun 7 19:59:07 2026

```

463 count if _traj_Group==3
464 scalar n3 = r(N)
465
466 count
467 scalar N = r(N)
468
469 scalar p1 = n1/N
470 scalar p2 = n2/N
471 scalar p3 = n3/N
472
473 scalar occ1 = (appa1/(1-appa1)) / (p1/(1-p1))
474 scalar occ2 = (appa2/(1-appa2)) / (p2/(1-p2))
475 scalar occ3 = (appa3/(1-appa3)) / (p3/(1-p3))
476
477 display "Modell Absenzdauer (3 Gruppen, CNORM) - order(2 2 2)"
478 display "APPA G1 = " appa1
479 display "APPA G2 = " appa2
480 display "APPA G3 = " appa3
481 display "APPA min = " min(appa1, min(appa2, appa3))
482 display "OCC G1 = " occ1
483 display "OCC G2 = " occ2
484 display "OCC G3 = " occ3
485 display "OCC min = " min(occ1, min(occ2, occ3))
486
487 *****
488 *Trajplot 2-Gruppen-Modell (2 1)
489 *****
490 traj, var(Absenzdauerpre12 Absenzdauerpre11 Absenzdauerpre10 Absenzdauerpre9 ///
491 Absenzdauerpre8 Absenzdauerpre7 Absenzdauerpre6 Absenzdauerpre5 ///
492 Absenzdauerpre4 Absenzdauerpre3 Absenzdauerpre2 Absenzdauerpre1) ///
493 indep(Zeit_Monat_pre1212 Zeit_Monat_pre1211 Zeit_Monat_pre1210 Zeit_Monat_pre129 ///
494 Zeit_Monat_pre128 Zeit_Monat_pre127 Zeit_Monat_pre126 Zeit_Monat_pre125 ///
495 Zeit_Monat_pre124 Zeit_Monat_pre123 Zeit_Monat_pre122 Zeit_Monat_pre121) ///
496 model(cnorm) ///
497 min(0) max(29) ///
498 order(2 1)
499
500 trajplot, ///
501 xtitle("Jahr vor der Langzeitsabenz (1 = 12 Monate vorher, 12 = 1 Monat vorher)") ///
502 xlabel(1(1)12) ///
503 ytitle("Absenzdauer (Tage)") ///
504 ylabel(0(2)17) ///
505 ci
506
507 *****
508 *Trajplot 3-Gruppen-Modell (2 2 1)
509 *****
510 traj, var(Absenzdauerpre12 Absenzdauerpre11 Absenzdauerpre10 Absenzdauerpre9 ///
511 Absenzdauerpre8 Absenzdauerpre7 Absenzdauerpre6 Absenzdauerpre5 ///
512 Absenzdauerpre4 Absenzdauerpre3 Absenzdauerpre2 Absenzdauerpre1) ///
513 indep(Zeit_Monat_pre1212 Zeit_Monat_pre1211 Zeit_Monat_pre1210 Zeit_Monat_pre129 ///
514 Zeit_Monat_pre128 Zeit_Monat_pre127 Zeit_Monat_pre126 Zeit_Monat_pre125 ///
515 Zeit_Monat_pre124 Zeit_Monat_pre123 Zeit_Monat_pre122 Zeit_Monat_pre121) ///
516 model(cnorm) ///
517 min(0) max(29) ///
518 order(2 2 1)
519
520 trajplot, ///
521 xtitle("Jahr vor der Langzeitsabenz (1 = 12 Monate vorher, 12 = 1 Monat vorher)") ///
522 xlabel(1(1)12) ///
523 ytitle("Absenzdauer (Tage)") ///
524 ylabel(0(2)17) ///
525 ci
526

```

Page 8

Anhang L

Stata Do-File zur Schätzung des GBTM der Absenzhäufigkeit

```
Do File_06_GBTM_Absenzhäufigkeit_16.03.2026 - Printed on Sun Jun 7 20:12:23 2026

1 *Masterarbeit 2026
2 *Analyseprozess GBTM
3
4 *Festlegung der Wahrscheinlichkeitsverteilung für die abhängigen Variablen
5 *Absenzdauer: wiederholt gemessenen, (annähernd) kontinuierliche Skala => CNORM
6 *Absenzhäufigkeit: Längsschnitt-Zählraten => ZIP
7
8 *Sicherstellung Installation Traj
9 cap which traj
10 if _rc net install traj, from("https://www.andrew.cmu.edu/user/bjones/traj")
11
12 =====
13 * GBTM - Absenzhäufigkeit
14 * Verteilung: Zero Inflated Poisson (ZIP)
15 =====
16
17 *1. Start Schätzung optimale Gruppen - 1 Gruppe
18 traj, var(Absenzhäufigkeitpre12 Absenzhäufigkeitpre11 Absenzhäufigkeitpre10
19 Absenzhäufigkeitpre9 ///
20 Absenzhäufigkeitpre8 Absenzhäufigkeitpre7 Absenzhäufigkeitpre6 Absenzhäufigkeitpre5
21 ///
22 Absenzhäufigkeitpre4 Absenzhäufigkeitpre3 Absenzhäufigkeitpre2 Absenzhäufigkeitpre1
23 ) ///
24 indep(Zeit_Monat_pre1212 Zeit_Monat_pre1211 Zeit_Monat_pre1210 Zeit_Monat_pre129 ///
25 Zeit_Monat_pre128 Zeit_Monat_pre127 Zeit_Monat_pre126 Zeit_Monat_pre125 ///
26 Zeit_Monat_pre124 Zeit_Monat_pre123 Zeit_Monat_pre122 Zeit_Monat_pre121) ///
27 model(zip) ///
28 order(2)
29
30 *2. Schätzung optimale Gruppen - 2 Gruppen
31 traj, var(Absenzhäufigkeitpre12 Absenzhäufigkeitpre11 Absenzhäufigkeitpre10
32 Absenzhäufigkeitpre9 ///
33 Absenzhäufigkeitpre8 Absenzhäufigkeitpre7 Absenzhäufigkeitpre6 Absenzhäufigkeitpre5
34 ///
35 Absenzhäufigkeitpre4 Absenzhäufigkeitpre3 Absenzhäufigkeitpre2 Absenzhäufigkeitpre1
36 ) ///
37 indep(Zeit_Monat_pre1212 Zeit_Monat_pre1211 Zeit_Monat_pre1210 Zeit_Monat_pre129 ///
38 Zeit_Monat_pre128 Zeit_Monat_pre127 Zeit_Monat_pre126 Zeit_Monat_pre125 ///
39 Zeit_Monat_pre124 Zeit_Monat_pre123 Zeit_Monat_pre122 Zeit_Monat_pre121) ///
40 model(zip) ///
41 order(2 2)
42
43 *3. Schätzung optimale Gruppen - 3 Gruppen
44 traj, var(Absenzhäufigkeitpre12 Absenzhäufigkeitpre11 Absenzhäufigkeitpre10
45 Absenzhäufigkeitpre9 ///
46 Absenzhäufigkeitpre8 Absenzhäufigkeitpre7 Absenzhäufigkeitpre6 Absenzhäufigkeitpre5
47 ///
48 Absenzhäufigkeitpre4 Absenzhäufigkeitpre3 Absenzhäufigkeitpre2 Absenzhäufigkeitpre1
49 ) ///
50 indep(Zeit_Monat_pre1212 Zeit_Monat_pre1211 Zeit_Monat_pre1210 Zeit_Monat_pre129 ///
51 Zeit_Monat_pre128 Zeit_Monat_pre127 Zeit_Monat_pre126 Zeit_Monat_pre125 ///
52 Zeit_Monat_pre124 Zeit_Monat_pre123 Zeit_Monat_pre122 Zeit_Monat_pre121) ///
53 model(zip) ///
54 order(2 2 2)
```

Page 1

```
Do File_06_GBTM_Absenzhäufigkeit_16.03.2026 - Printed on Sun Jun 7 20:12:24 2026

109 count if _traj_Group==2
110 scalar n2 = r(N)
111
112 count
113 scalar N = r(N)
114
115 scalar p1 = n1/N
116 scalar p2 = n2/N
117
118 scalar occ1 = (appa1/(1-appa1)) / (p1/(1-p1))
119 scalar occ2 = (appa2/(1-appa2)) / (p2/(1-p2))
120
121 display "Modell (2 2)"
122 display "APPA G1 = " appa1
123 display "APPA G2 = " appa2
124 display "APPA min = " min(appa1, appa2)
125 display "OCC G1 = " occ1
126 display "OCC G2 = " occ2
127 display "OCC min = " min(occ1, occ2)
128
129 *2. Gruppe 1 quadratisch, Gruppe 2 linear
130 traj, var(Absenzhäufigkeitpre12 Absenzhäufigkeitpre11 Absenzhäufigkeitpre10
131 Absenzhäufigkeitpre9 ///
132 Absenzhäufigkeitpre8 Absenzhäufigkeitpre7 Absenzhäufigkeitpre6 Absenzhäufigkeitpre5
133 ///
134 Absenzhäufigkeitpre4 Absenzhäufigkeitpre3 Absenzhäufigkeitpre2 Absenzhäufigkeitpre1
135 ) ///
136 indep(Zeit_Monat_pre1212 Zeit_Monat_pre1211 Zeit_Monat_pre1210 Zeit_Monat_pre129 ///
137 Zeit_Monat_pre128 Zeit_Monat_pre127 Zeit_Monat_pre126 Zeit_Monat_pre125 ///
138 Zeit_Monat_pre124 Zeit_Monat_pre123 Zeit_Monat_pre122 Zeit_Monat_pre121) ///
139 model(zip) ///
140 order(2 1)
141
142 *Auswertung APPA und OCC
143 summarize _traj_ProbG1 if _traj_Group==1, meanonly
144 scalar appa1 = r(mean)
145
146 summarize _traj_ProbG2 if _traj_Group==2, meanonly
147 scalar appa2 = r(mean)
148
149 count if _traj_Group==1
150 scalar n1 = r(N)
151
152 count if _traj_Group==2
153 scalar n2 = r(N)
154
155 count
156 scalar N = r(N)
157
158 scalar p1 = n1/N
159 scalar p2 = n2/N
160
161 scalar occ1 = (appa1/(1-appa1)) / (p1/(1-p1))
162 scalar occ2 = (appa2/(1-appa2)) / (p2/(1-p2))
163
164 display "Modell (2 2)"
165 display "APPA G1 = " appa1
166 display "APPA G2 = " appa2
167 display "APPA min = " min(appa1, appa2)
168 display "OCC G1 = " occ1
169 display "OCC G2 = " occ2
170 display "OCC min = " min(occ1, occ2)
171
172 *3. Gruppe 1 linear, Gruppe 2 quadratisch
173 traj, var(Absenzhäufigkeitpre12 Absenzhäufigkeitpre11 Absenzhäufigkeitpre10
```

Page 3

```
Do File_06_GBTM_Absenzhäufigkeit_16.03.2026 - Printed on Sun Jun 7 20:12:24 2026

55 order(2 2 2)
56
57 *5. Schätzung optimale Gruppen - 5 Gruppen
58 traj, var(Absenzhäufigkeitpre12 Absenzhäufigkeitpre11 Absenzhäufigkeitpre10
59 Absenzhäufigkeitpre9 ///
60 Absenzhäufigkeitpre8 Absenzhäufigkeitpre7 Absenzhäufigkeitpre6 Absenzhäufigkeitpre5
61 ///
62 Absenzhäufigkeitpre4 Absenzhäufigkeitpre3 Absenzhäufigkeitpre2 Absenzhäufigkeitpre1
63 ) ///
64 indep(Zeit_Monat_pre1212 Zeit_Monat_pre1211 Zeit_Monat_pre1210 Zeit_Monat_pre129 ///
65 Zeit_Monat_pre128 Zeit_Monat_pre127 Zeit_Monat_pre126 Zeit_Monat_pre125 ///
66 Zeit_Monat_pre124 Zeit_Monat_pre123 Zeit_Monat_pre122 Zeit_Monat_pre121) ///
67 model(zip) ///
68 order(2 2 2 2)
69
70 *6. Schätzung optimale Gruppen - 6 Gruppen
71 traj, var(Absenzhäufigkeitpre12 Absenzhäufigkeitpre11 Absenzhäufigkeitpre10
72 Absenzhäufigkeitpre9 ///
73 Absenzhäufigkeitpre8 Absenzhäufigkeitpre7 Absenzhäufigkeitpre6 Absenzhäufigkeitpre5
74 ///
75 Absenzhäufigkeitpre4 Absenzhäufigkeitpre3 Absenzhäufigkeitpre2 Absenzhäufigkeitpre1
76 ) ///
77 indep(Zeit_Monat_pre1212 Zeit_Monat_pre1211 Zeit_Monat_pre1210 Zeit_Monat_pre129 ///
78 Zeit_Monat_pre128 Zeit_Monat_pre127 Zeit_Monat_pre126 Zeit_Monat_pre125 ///
79 Zeit_Monat_pre124 Zeit_Monat_pre123 Zeit_Monat_pre122 Zeit_Monat_pre121) ///
80 model(zip) ///
81 order(2 2 2 2 2)
82
83 *7. Schätzung optimale Gruppen - 7 Gruppen
84 traj, var(Absenzhäufigkeitpre12 Absenzhäufigkeitpre11 Absenzhäufigkeitpre10
85 Absenzhäufigkeitpre9 ///
86 Absenzhäufigkeitpre8 Absenzhäufigkeitpre7 Absenzhäufigkeitpre6 Absenzhäufigkeitpre5
87 ///
88 Absenzhäufigkeitpre4 Absenzhäufigkeitpre3 Absenzhäufigkeitpre2 Absenzhäufigkeitpre1
89 ) ///
90 indep(Zeit_Monat_pre1212 Zeit_Monat_pre1211 Zeit_Monat_pre1210 Zeit_Monat_pre129 ///
91 Zeit_Monat_pre128 Zeit_Monat_pre127 Zeit_Monat_pre126 Zeit_Monat_pre125 ///
92 Zeit_Monat_pre124 Zeit_Monat_pre123 Zeit_Monat_pre122 Zeit_Monat_pre121) ///
93 model(zip) ///
94 order(2 2 2 2 2 2)
95
96 *Optimierung Polynomordnung 2-Gruppen-Modell
97 =====
98 *1. Beide Gruppen quadratisch
99 traj, var(Absenzhäufigkeitpre12 Absenzhäufigkeitpre11 Absenzhäufigkeitpre10
100 Absenzhäufigkeitpre9 ///
101 Absenzhäufigkeitpre8 Absenzhäufigkeitpre7 Absenzhäufigkeitpre6 Absenzhäufigkeitpre5
102 ///
103 Absenzhäufigkeitpre4 Absenzhäufigkeitpre3 Absenzhäufigkeitpre2 Absenzhäufigkeitpre1
104 ) ///
105 indep(Zeit_Monat_pre1212 Zeit_Monat_pre1211 Zeit_Monat_pre1210 Zeit_Monat_pre129 ///
106 Zeit_Monat_pre128 Zeit_Monat_pre127 Zeit_Monat_pre126 Zeit_Monat_pre125 ///
107 Zeit_Monat_pre124 Zeit_Monat_pre123 Zeit_Monat_pre122 Zeit_Monat_pre121) ///
108 model(zip) ///
109 order(2 2 2 2 2 2)
110
111 *Auswertung APPA und OCC
112 summarize _traj_ProbG1 if _traj_Group==1, meanonly
113 scalar appa1 = r(mean)
114
115 summarize _traj_ProbG2 if _traj_Group==2, meanonly
116 scalar appa2 = r(mean)
117
118 count if _traj_Group==1
119 scalar n1 = r(N)
```

Page 2

```
Do File_06_GBTM_Absenzhäufigkeit_16.03.2026 - Printed on Sun Jun 7 20:12:24 2026

172 Absenzhäufigkeitpre9 ///
173 Absenzhäufigkeitpre8 Absenzhäufigkeitpre7 Absenzhäufigkeitpre6 Absenzhäufigkeitpre5
174 ///
175 Absenzhäufigkeitpre4 Absenzhäufigkeitpre3 Absenzhäufigkeitpre2 Absenzhäufigkeitpre1
176 ) ///
177 indep(Zeit_Monat_pre1212 Zeit_Monat_pre1211 Zeit_Monat_pre1210 Zeit_Monat_pre129 ///
178 Zeit_Monat_pre128 Zeit_Monat_pre127 Zeit_Monat_pre126 Zeit_Monat_pre125 ///
179 Zeit_Monat_pre124 Zeit_Monat_pre123 Zeit_Monat_pre122 Zeit_Monat_pre121) ///
180 model(zip) ///
181 order(1 2)
182
183 *Auswertung APPA und OCC
184 summarize _traj_ProbG1 if _traj_Group==1, meanonly
185 scalar appa1 = r(mean)
186
187 summarize _traj_ProbG2 if _traj_Group==2, meanonly
188 scalar appa2 = r(mean)
189
190 count if _traj_Group==1
191 scalar n1 = r(N)
192
193 count if _traj_Group==2
194 scalar n2 = r(N)
195
196 count
197 scalar N = r(N)
198
199 scalar p1 = n1/N
200 scalar p2 = n2/N
201
202 scalar occ1 = (appa1/(1-appa1)) / (p1/(1-p1))
203 scalar occ2 = (appa2/(1-appa2)) / (p2/(1-p2))
204
205 display "Modell (2 2)"
206 display "APPA G1 = " appa1
207 display "APPA G2 = " appa2
208 display "APPA min = " min(appa1, appa2)
209 display "OCC G1 = " occ1
210 display "OCC G2 = " occ2
211 display "OCC min = " min(occ1, occ2)
212
213 *4. Beide Gruppen linear
214 traj, var(Absenzhäufigkeitpre12 Absenzhäufigkeitpre11 Absenzhäufigkeitpre10
215 Absenzhäufigkeitpre9 ///
216 Absenzhäufigkeitpre8 Absenzhäufigkeitpre7 Absenzhäufigkeitpre6 Absenzhäufigkeitpre5
217 ///
218 Absenzhäufigkeitpre4 Absenzhäufigkeitpre3 Absenzhäufigkeitpre2 Absenzhäufigkeitpre1
219 ) ///
220 indep(Zeit_Monat_pre1212 Zeit_Monat_pre1211 Zeit_Monat_pre1210 Zeit_Monat_pre129 ///
221 Zeit_Monat_pre128 Zeit_Monat_pre127 Zeit_Monat_pre126 Zeit_Monat_pre125 ///
222 Zeit_Monat_pre124 Zeit_Monat_pre123 Zeit_Monat_pre122 Zeit_Monat_pre121) ///
223 model(zip) ///
224 order(1 1)
225
226 *Auswertung APPA und OCC
227 summarize _traj_ProbG1 if _traj_Group==1, meanonly
228 scalar appa1 = r(mean)
229
230 summarize _traj_ProbG2 if _traj_Group==2, meanonly
231 scalar appa2 = r(mean)
232
233 count if _traj_Group==1
234 scalar n1 = r(N)
235
236 count if _traj_Group==2
237 scalar n2 = r(N)
```

Page 4

Do File_06_GBTM_Absenzhäufigkeit_16.03.2026 - Printed on Sun Jun 7 20:12:24 2026

```

232
233     count
234     scalar N = r(N)
235
236     scalar p1 = n1/N
237     scalar p2 = n2/N
238
239     scalar occ1 = (appa1/(1-appa1)) / (p1/(1-p1))
240     scalar occ2 = (appa2/(1-appa2)) / (p2/(1-p2))
241
242     display "Modell (2 2)"
243     display "APPA G1 = " appa1
244     display "APPA G2 = " appa2
245     display "APPA min = " min(appa1, appa2)
246     display "OCC G1 = " occ1
247     display "OCC G2 = " occ2
248     display "OCC min = " min(occ1, occ2)
249
250     *****
251     *Trajplot 2-Gruppen-Modell (2 2)
252     *****
253     traj, var(Absenzhäufigkeitpre12 Absenzhäufigkeitpre11 Absenzhäufigkeitpre10
Absenzhäufigkeitpre9 ///
254     Absenzhäufigkeitpre8 Absenzhäufigkeitpre7 Absenzhäufigkeitpre6 Absenzhäufigkeitpre5
255     ///
Absenzhäufigkeitpre4 Absenzhäufigkeitpre3 Absenzhäufigkeitpre2 Absenzhäufigkeitpre1
256     ) ///
indep(Zeit_Monat_prelZ12 Zeit_Monat_prelZ11 Zeit_Monat_prelZ10 Zeit_Monat_prelZ9 ///
257     Zeit_Monat_prelZ8 Zeit_Monat_prelZ7 Zeit_Monat_prelZ6 Zeit_Monat_prelZ5 ///
258     Zeit_Monat_prelZ4 Zeit_Monat_prelZ3 Zeit_Monat_prelZ2 Zeit_Monat_prelZ1) ///
259     model(rip) ///
260     order(2 1)
261
262     trajplot, ///
263     xtitle("Jahr vor der Langzeitabsenz (1 = 12 Monate vorher, 12 = 1 Monat vorher)") ///
264     xlabel(1(1)12) ///
265     ytitle("Absenzhäufigkeit") ///
266     ylabel(0(0.5)3) ///
267     ci

```

Stata-Do-File zur Schätzung des GBDTM

Do File_07_Dual Trajectories_26.03.2026 - Printed on Sun Jun 7 20:20:40 2026

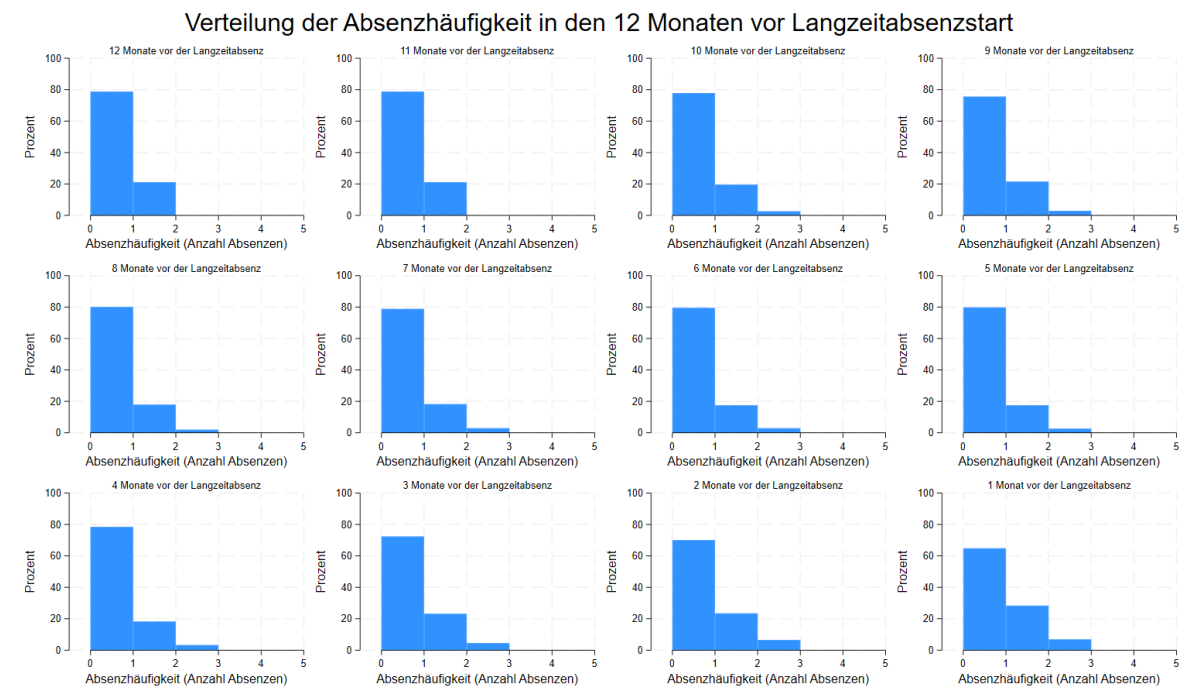
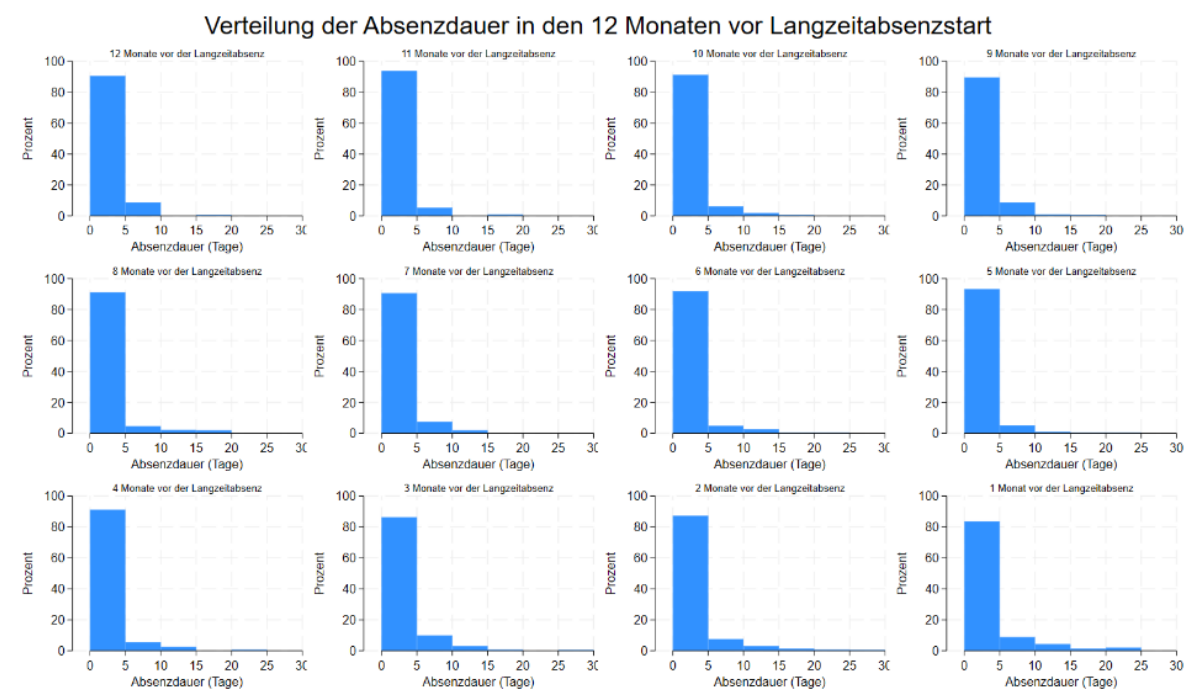
```

61      Absenzdauerpre4 Absenzdauerpre3 Absenzdauerpre2 Absenzdauer1
62      var2(Absenzhäufigkeitpre12 Absenzhäufigkeitpre11 Absenzhäufigkeitpre10
Absenzhäufigkeitpre9 ///
63      Absenzhäufigkeitpre8 Absenzhäufigkeitpre7 Absenzhäufigkeitpre6
///
64      Absenzhäufigkeitpre4 Absenzhäufigkeitpre3 Absenzhäufigkeitpre2
) ///
65      indep(Zeit_Monat_preL212 Zeit_Monat_preL211 Zeit_Monat_preL210
Zeit_Monat_preL28 Zeit_Monat_preL27 Zeit_Monat_preL26
Zeit_Monat_preL24 Zeit_Monat_preL23 Zeit_Monat_preL22
Zeit_Monat_preL21)
66      indep2(Zeit_Monat_preL212 Zeit_Monat_preL211 Zeit_Monat_preL210
Zeit_Monat_preL28 Zeit_Monat_preL27 Zeit_Monat_preL26
Zeit_Monat_preL24 Zeit_Monat_preL23 Zeit_Monat_preL22
Zeit_Monat_preL21)
67      model(cnorm) ///
68      min(0 max(29) ///
69      model2(zip) ///
70      order(2 2) ///
71      order2(1 1)
72
73      =====
74      *Test weiterer Modelle
75      *Absenzdauer: CNORM, (3 2)
76      *Absenzhäufigkeit: ZIP, (2 1)
77      =====
78      traj, ///
79      var(Absenzdauerpre12 Absenzdauerpre11 Absenzdauerpre10 Absenzdauer9
Absenzdauerpre8 Absenzdauerpre7 Absenzdauerpre6 Absenzdauer5
Absenzdauerpre4 Absenzdauerpre3 Absenzdauerpre2 Absenzdauer1
80      var2(Absenzhäufigkeitpre12 Absenzhäufigkeitpre11 Absenzhäufigkeitpre10
Absenzhäufigkeitpre9 ///
81      Absenzhäufigkeitpre8 Absenzhäufigkeitpre7 Absenzhäufigkeitpre6
///
82      Absenzhäufigkeitpre4 Absenzhäufigkeitpre3 Absenzhäufigkeitpre2
) ///
83      indep(Zeit_Monat_preL212 Zeit_Monat_preL211 Zeit_Monat_preL210
Zeit_Monat_preL28 Zeit_Monat_preL27 Zeit_Monat_preL26
Zeit_Monat_preL24 Zeit_Monat_preL23 Zeit_Monat_preL22
Zeit_Monat_preL21)
84      indep2(Zeit_Monat_preL212 Zeit_Monat_preL211 Zeit_Monat_preL210
Zeit_Monat_preL28 Zeit_Monat_preL27 Zeit_Monat_preL26
Zeit_Monat_preL24 Zeit_Monat_preL23 Zeit_Monat_preL22
Zeit_Monat_preL21)
85      model(cnorm) ///
86      min(0 max(29) ///
87      model2(zip) ///
88      order(3 2) ///
89      order2(2 1)
90
91      =====
92      *Test weiterer Modelle
93      *Absenzdauer: CNORM, (2 2)

```

Anhang N

Histogramme der Absenzdauer und Absenzhäufigkeit in den 12 Monaten vor Langzeitabsenzbeginn



Modellselektion der Trajektorienmodelle (GBTM und GBDTM)

Übersicht Auswertungen GBTM - Absenzdauer													
Modell_ID	Outcome	Verteilung	Anzahl_Groupen	Ordnung	BIC	AIC	2log(B10)	kleinste Gruppe %	APPA min.	OCC min.	Entropie	Entscheidung	Kommentar
A1.2	Absenzdauer	CNORM	1	(2)	-4303.93	-4296.48							Referenzmodell
A2.2	Absenzdauer	CNORM	2	(2 2)	-4243.34	-4228.43	121.18	47.5			0.595		Modell weiterverwenden
A3.2	Absenzdauer	CNORM	3	(2 2 2)	-4253.33	-4230.97	-19.98	8.8			0.594		Modell weiterverwenden
A4.2	Absenzdauer	CNORM	4	(2 2 2 2)	-4246.36	-4216.54	13.94	0.3			0.696	verwerfen	kleinste Gruppe < 5%
A5.2	Absenzdauer	CNORM	5	(2 2 2 2 2)	-4256.28	-4219.01	-19.84	0.3			0.571	verwerfen	kleinste Gruppe < 5%
A6.2	Absenzdauer	CNORM	6	(2 2 2 2 2 2)	-4262.56	-4217.84	-12.56	0.0			0.778	verwerfen	kleinste Gruppe < 5%
A7.2	Absenzdauer	CNORM	7	(2 2 2 2 2 2 2)	-4268.48	-4216.31	-11.84	0.3			0.658	verwerfen	kleinste Gruppe < 5%
A2.1_1	Absenzdauer	CNORM	2	(1 1)	-4245.61	-4234.43		48.0	0.854	5.664	0.589	verwerfen	Referenzmodell; geringere Modellgüte
A2.2_1	Absenzdauer	CNORM	2	(2 1)	-4244.06	-4231.01	3.1	47.3	0.865	6.729	0.600		positive Evidenz gegenüber Referenzmodell (2log(B10)=3.1)
A2.2_2	Absenzdauer	CNORM	2	(2 2)	-4243.34	-4228.43	1.4	47.5	0.857	6.036	0.595	verwerfen	keine nennenswerte Evidenz (2log(B10)=1.4)
A3.1_1_1	Absenzdauer	CNORM	3	(1 1 1)	-4251.56	-4234.79		10.3	0.511	5.004	0.585	verwerfen	Referenzmodell, APPA <70%
A3.2_1_1	Absenzdauer	CNORM	3	(2 1 1)	-4243.47	-4224.84	16.18	0.3	0.851	6.307	0.746	verwerfen	kleinste Gruppe < 5%
A3.2_2_1	Absenzdauer	CNORM	3	(2 2 1)	-4242.34	-4221.84	2.26	10.1	0.726	5.688	0.623		positive Evidenz gegenüber Referenzmodell (2log(B10)=2.26)
A3.2_2_2	Absenzdauer	CNORM	3	(2 2 2)	-4253.33	-4230.97	-21.98	8.8	0.706	2.119	0.594	verwerfen	OCC < 5

Übersicht Auswertungen GBTM - Absenzhäufigkeit													
Modell_ID	Outcome	Verteilung	Anzahl_Groupen	Ordnung	BIC	AIC	2log(B10)	kleinste Gruppe %	APPA min.	OCC min.	Entropie	Entscheidung	Kommentar
A1.2	Absenzhäufigkeit	ZIP	1	(2)	-2440.84	-2435.25							
A2.2	Absenzhäufigkeit	ZIP	2	(2 2)	-2364.00	-2350.95	153.68	45.49			0.603	verwenden	Modell weiterverwenden
A3.2	Absenzhäufigkeit	ZIP	3	(2 2 2)	-2362.38	-2341.89	3.24	0.73			0.733	verwerfen	zwar höchster BIC, aber kleinste Gruppe < 5%
A4.2	Absenzhäufigkeit	ZIP	4	(2 2 2 2)	-2366.84	-2338.88	-8.92	0.75			0.742	verwerfen	kleinste Gruppe < 5%, neg. 2log(B10)
A5.2	Absenzhäufigkeit	ZIP	5	(2 2 2 2 2)	-2377.22	-2341.81	-20.76	0.74			0.604	verwerfen	kleinste Gruppe < 5%, neg. 2log(B10)
A6.2	Absenzhäufigkeit	ZIP	6	(2 2 2 2 2 2)	-2387.03	-2344.17	-19.62	0.72			0.674	verwerfen	kleinste Gruppe < 5%, neg. 2log(B10)
A7.2	Absenzhäufigkeit	ZIP	7	(2 2 2 2 2 2 2)	-2396.53	-2346.21	-19	0.72			0.609	verwerfen	kleinste Gruppe < 5%, neg. 2log(B10)
A2.1_1	Absenzhäufigkeit	ZIP	2	(1 1)	-2365.71	-2356.39		45.50	0.855	3.882	0.602	verwerfen	Referenzmodell
A2.2_1	Absenzhäufigkeit	ZIP	2	(2 1)	-2363.66	-2352.48	4.10	44.03	0.876	4.929	0.604	verwenden	positive Evidenz gegenüber Referenzmodell (2log(B10)=4.10); gute Klassifikationsqualität
A2.2_2	Absenzhäufigkeit	ZIP	2	(2 2)	-2364.00	-2350.95	-0.68	45.49	0.862	4.364	0.603	verwerfen	tieferer BIC

Übersicht Auswertungen - Group-Based Dual Trajectory Modeling														
Modell_ID	Outcome	Verteilung	Anzahl_Groupen	Ordnung	BIC	ΔBIC	2log(B10)	AIC	kleinste Gruppe %	APP min.	OCC min.	Entropie	Entscheidung	Kommentar
1	Absenzdauer	CNORM	2	(2 1)	-6467.39			-6441.3	48.6%	0.948	17.84	0.817	verwerfen	Referenzmodell
	Absenzhäufigkeit	ZIP	2	(2 1)										
2	Absenzdauer	CNORM	2	(2 2)	-6467.28	0.11	0.22	-6439.33	48.2%	0.947	18.03	0.817		höchster BIC-Wert, gute Klassifikationsqualität
	Absenzhäufigkeit	ZIP	2	(2 1)										
3	Absenzdauer	CNORM	2	(2 2)	-6467.28	0	0	-6437.69	48.0%	0.946	16.73	0.815	verwerfen	
	Absenzhäufigkeit	ZIP	2	(2 2)										
4	Absenzdauer	CNORM	2	(3 2)	-6468.24	-0.96	-1.92	-6438.42	48.3%	0.947	16.71	0.816	verwerfen	tieferer BIC als Modell 2
	Absenzhäufigkeit	ZIP	2	(2 1)										
5	Absenzdauer	CNORM	3	(2 1 1)	-6467.71	0.53	1.06	-6434.17	5.3%	0.743	17.44	0.826		kleinste Gruppe ist kritisch; ΔBIC zu Modell 2: -0.43
	Absenzhäufigkeit	ZIP	2	(2 1)										
6	Absenzdauer	CNORM	3	(2 2 1)	-6469.56	-1.85	-3.7	-6434.16	8.7%	0.732	16.53	0.770		ΔBIC zu Modell 2: -2.28, tieferer AIC als Modell 2
	Absenzhäufigkeit	ZIP	2	(2 1)										

Anhang P

Stata-Ausgaben des Group-Based Dual Trajectory Modeling (GBDTM)

307 observations read.

307 observations used in the trajectory model.

Maximum Likelihood Estimates

Model 1: Censored Normal (cnorm)

Group	Parameter	Estimate	Standard Error	T for H0: Parameter=0	Prob > T
1	Intercept	-9.07974	1.25594	-7.229	0.0000
	Linear	-1.10046	0.46423	-2.371	0.0178
	Quadratic	0.10404	0.03442	3.023	0.0025
2	Intercept	-2.76181	0.88621	-3.116	0.0018
	Linear	-0.41506	0.29785	-1.394	0.1635
	Quadratic	0.05395	0.02218	2.432	0.0150
	Sigma	8.06610	0.22291	36.186	0.0000
Group membership					
1	(%)	51.79376	3.58950	14.429	0.0000
2	(%)	48.20624	3.58950	13.430	0.0000

Model 2: Zero Inflated Poisson (zip)

1	Intercept	-1.88579	0.27900	-6.759	0.0000
	Linear	-0.28887	0.10715	-2.696	0.0070
	Quadratic	0.02596	0.00786	3.305	0.0010
2	Intercept	-1.07143	0.08629	-12.416	0.0000
	Linear	0.04687	0.01052	4.457	0.0000

Group membership (model 2 group | model 1 group)

1 1	(%)	100.00000	0.00042	239535.276	0.0000
2 1	(%)	0.00000	0.00042	0.000	0.9996
1 2	(%)	0.00000	0.00060	0.001	0.9995
2 2	(%)	100.00000	0.00060	166741.433	0.0000

Group membership (model 1 group | model 2 group)

1 1	(100.0%)
2 1	(0.0%)
1 2	(0.0%)
2 2	(100.0%)

Group membership (model 1 group and model 2 group)

1 1	(51.8%)
2 1	(0.0%)
1 2	(0.0%)
2 2	(48.2%)

Group membership (model 2 group)

1	(51.8%)
2	(48.2%)

BIC(N=7368): -6491.11 BIC(N=307): -6467.28 AIC: -6439.33 ll: -6424.33
Entropy = 0.817

307 observations read.

307 observations used in the trajectory model.

Maximum Likelihood Estimates

Model 1: Censored Normal (cnorm)

Group	Parameter	Estimate	Standard Error	T for H0: Parameter=0	Prob > T
1	Intercept	-8.67211	1.22126	-7.101	0.0000
	Linear	-1.13058	0.45665	-2.476	0.0133
	Quadratic	0.10657	0.03392	3.142	0.0017
2	Intercept	-4.11953	4.04651	-1.018	0.3087
	Linear	-1.63724	1.28716	-1.272	0.2034
	Quadratic	0.22489	0.09606	2.341	0.0193
3	Intercept	-2.74438	0.80124	-3.425	0.0006
	Linear	0.04270	0.10705	0.399	0.6900
	Sigma	7.79410	0.22081	35.297	0.0000

Group membership

1	(%)	51.50961	3.63334	14.177	0.0000
2	(%)	8.73526	4.29575	2.033	0.0420
3	(%)	39.75513	5.29526	7.508	0.0000

Model 2: Zero Inflated Poisson (zip)

1	Intercept	-1.86755	0.28082	-6.650	0.0000
	Linear	-0.30425	0.10905	-2.790	0.0053
	Quadratic	0.02732	0.00799	3.418	0.0006
2	Intercept	-1.07007	0.08652	-12.368	0.0000
	Linear	0.04608	0.01052	4.379	0.0000

Group membership (model 2 group | model 1 group)

1 1	(%)	100.00000	0.00066	152605.341	0.0000
2 1	(%)	0.00000	0.00066	0.001	0.9994
1 2	(%)	0.00000	0.00167	0.000	0.9998
2 2	(%)	100.00000	0.00167	60022.481	0.0000
1 3	(%)	0.00000	0.00010	0.000	0.9999
2 3	(%)	100.00000	0.00010	1004524.125	0.0000

Group membership (model 1 group | model 2 group)

1 1	(100.0%)
2 1	(0.0%)
3 1	(0.0%)
1 2	(0.0%)
2 2	(18.0%)
3 2	(82.0%)

Group membership (model 1 group and model 2 group)

1 1	(51.5%)
2 1	(0.0%)
3 1	(0.0%)
1 2	(0.0%)
2 2	(8.7%)
3 2	(39.8%)

Group membership (model 2 group)

1	(51.5%)
2	(48.5%)

BIC(N=7368): -6499.75 BIC(N=307): -6469.56 AIC: -6434.16 ll: -6415.16
Entropy = 0.770

Anhang Q

Ergänzende Analyse mittels Group-Based Multi-Trajectory Modeling (GBMTM)

Das GBMTM stellt eine Erweiterung gruppenbasierter Trajektorienmodelle dar und ermöglicht die gemeinsame Modellierung mehrerer Variablen im Zeitverlauf innerhalb einer gemeinsamen latenten Gruppenstruktur (Nagin, 2014; Nagin et al., 2024). Während beim Group-Based Dual Trajectory Modeling (GBDTM) zunächst für jede Variable eigene Trajektoriengruppen geschätzt und anschliessend über bedingte Wahrscheinlichkeiten miteinander verknüpft werden, geht das GBMTM davon aus, dass jede latente Klasse einen gemeinsamen Entwicklungsverlauf über mehrere Variablen hinweg aufweist. Entsprechend wird für jede Klasse eine multivariate Trajektorie geschätzt, die den kombinierten Verlauf der betrachteten Variablen beschreibt (Van Der Nest et al., 2025).

Dieser Ansatz gewinnt insbesondere bei der gemeinsamen Analyse mehrerer Variablen im Zeitverlauf an Bedeutung. Mit zunehmender Anzahl von Variablen steigt die Komplexität dualer Trajektorienmodelle erheblich, da zusätzliche Tabellen bedingter Wahrscheinlichkeiten interpretiert werden müssen (Nagin et al., 2018). Das GBMTM wurde entwickelt, um diese Komplexität zu reduzieren, indem mehrere Variablen innerhalb einer gemeinsamen latenten Gruppenstruktur modelliert werden (Nagin, 2014; Nagin et al., 2024).

Analog zum GBTM wird auch im GBMTM eine über Zeitpunkte und Gruppen konstante Fehlervarianz angenommen, die zwischen den Variablen variieren kann (Van Der Nest et al., 2025).

Analog zur Vorgehensweise beim GBDTM wurden zunächst die Ergebnisse der univariaten Trajektorienanalysen als Ausgangspunkt verwendet. Basierend auf den identifizierten Verlaufsmustern wurden mehrere GBMTM-Modelle mit unterschiedlicher Polynomordnung geschätzt (vgl. Stata-Ausgabe). Für beide Variablen wurde die gleiche Verteilungsspezifikation wie in den Hauptanalysen verwendet (Absenzdauer: CNORM; Absenzhäufigkeit: ZIP).

Do File_08_GBMTM_26.03.2026* - Printed on Sun Jun 7 17:26:47 2026

```

1  *Masterarbeit 2026
2  *Analyseprozess GBTM
3
4  *****
5  *Group-based multi-trajectory modeling
6  *Absenzdauer: CNORM, (2 1)
7  *Absenzhäufigkeit: ZIP, (2 1)
8  *****
9  traj, ///
10 multigroups(2) ///
11 var1(Absenzdauerpre12 Absenzdauerpre11 Absenzdauerpre10 Absenzdauerpre9 Absenzdauerpre8 Absenzdauerpre7 Absenzdauerpre6 Absenzdauerpre5 Absenzdauerpre4 Absenzdauerpre3 Absenzdauerpre2 Absenzdauerpre1)
12 indep1(Zeit_Monat_preL12 Zeit_Monat_preL11 Zeit_Monat_preL10 Zeit_Monat_preL9 Zeit_Monat_preL8 Zeit_Monat_preL7 Zeit_Monat_preL6 Zeit_Monat_preL5 Zeit_Monat_preL4 Zeit_Monat_preL3 Zeit_Monat_preL2 Zeit_Monat_preL1)
13 order1(2 1) ///
14 model1(cnorm) ///
15 min1(0) max1(29) ///
16 var2(Absenzhäufigkeitpre12 Absenzhäufigkeitpre11 Absenzhäufigkeitpre10 Absenzhäufigkeitpre9 Absenzhäufigkeitpre8 Absenzhäufigkeitpre7 Absenzhäufigkeitpre6 Absenzhäufigkeitpre5 Absenzhäufigkeitpre4 Absenzhäufigkeitpre3 Absenzhäufigkeitpre2 Absenzhäufigkeitpre1)
17 order2(2 1) ///
18 model2(zip) ///
19 *****
20 *Group-based multi-trajectory modeling
21 *Absenzdauer: CNORM, (2 2)
22 *Absenzhäufigkeit: ZIP, (2 1)
23 *****
24 traj, ///
25 multigroups(2) ///
26 var1(Absenzdauerpre12 Absenzdauerpre11 Absenzdauerpre10 Absenzdauerpre9 Absenzdauerpre8 Absenzdauerpre7 Absenzdauerpre6 Absenzdauerpre5 Absenzdauerpre4 Absenzdauerpre3 Absenzdauerpre2 Absenzdauerpre1)
27 indep2(Zeit_Monat_preL12 Zeit_Monat_preL11 Zeit_Monat_preL10 Zeit_Monat_preL9 Zeit_Monat_preL8 Zeit_Monat_preL7 Zeit_Monat_preL6 Zeit_Monat_preL5 Zeit_Monat_preL4 Zeit_Monat_preL3 Zeit_Monat_preL2 Zeit_Monat_preL1)
28 order2(2 2) ///
29 model1(cnorm) ///
30 min1(0) max1(29) ///
31 var2(Absenzhäufigkeitpre12 Absenzhäufigkeitpre11 Absenzhäufigkeitpre10 Absenzhäufigkeitpre9 Absenzhäufigkeitpre8 Absenzhäufigkeitpre7 Absenzhäufigkeitpre6 Absenzhäufigkeitpre5 Absenzhäufigkeitpre4 Absenzhäufigkeitpre3 Absenzhäufigkeitpre2 Absenzhäufigkeitpre1)
32 order2(2 2) ///
33 model2(zip) ///
34 *****

```

Die Modelle 1 und 2 zeigten nahezu identische Fit-Kennwerte. Modell 3 wies zwar einen geringfügig besseren BIC-Wert auf, der Unterschied fiel jedoch klein aus. Gleichzeitig führte die zusätzliche quadratische Komponente nicht zu einer substantiell anderen inhaltlichen Interpretation der Trajektorien. Vor dem Hintergrund der Parsimonie wurde daher auf eine vertiefte Darstellung des GBMTM verzichtet.

Übersicht Auswertungen - GBMTM												
Modell_ID	Outcome	Verteilung	Anzahl_Groupen	Ordnung	BIC	Δ BIC	2log(B10)	AIC	kleinste Gruppe %	Entropie	Entscheidung	Kommentar
1	Absenzdauer	CNORM	2	(2 1)	-6461.66			-6439.3	48.6%	0.817		
	Absenzhäufigkeit	ZIP	2	(2 1)								
2	Absenzdauer	CNORM	2	(2 2)	-6461.55	0.11	0.22	-6437.33	48.2%	0.817		nahezu gleichwertig, minimal tieferer BIC und AIC
	Absenzhäufigkeit	ZIP	2	(2 1)								
3	Absenzdauer	CNORM	2	(3 2)	-6463.72	-2.17	-4.34	-6437.63	48.1%	8.17	verwerfen	
	Absenzhäufigkeit	ZIP	2	(2 1)								

Zur Überprüfung der Robustheit der Ergebnisse wurde ergänzend ein GBMTM geschätzt. Das Modell 2 vom GBMTM entsprach hinsichtlich der Anzahl Trajektoriengruppen und der Polynomordnung exakt dem im Haupttext ausgewählten Modell 2 vom GBDTM-Modell. Für die Absenzdauer wurde eine CNORM-Verteilung mit einer quadratischen Trajektorie (2 2) und für die Absenzhäufigkeit eine ZIP-Verteilung mit einer linearen Trajektorie (2 1) spezifiziert.

Die Modellgüte fiel in beiden Ansätzen nahezu identisch aus. Während das GBDTM einen BIC-Wert von -6467.28 und einen AIC-Wert von -6439.33 aufwies, ergaben sich für das GBMTM Werte von -6461.55 beziehungsweise -6437.33 . Auch die Grösse der kleinsten Trajektoriengruppe war mit 48.2 % in beiden Modellen identisch. Die EIC lag im GBDTM bei 0.817 und im GBMTM ebenfalls bei 0.817.

Insgesamt führten beide Modellierungsansätze zu einer praktisch identischen Trajektorienstruktur und vergleichbaren Gütekriterien. Die Ergebnisse sprechen somit dafür, dass die identifizierten Verlaufsmuster robust gegenüber der Wahl des Modellierungsansatzes sind. Da in der vorliegenden Studie lediglich zwei Variablen untersucht wurden und das GBDTM speziell für die gemeinsame Analyse der Entwicklungsverläufe zweier Variablen entwickelt wurde, wurde dieses Verfahren als Hauptanalyse beibehalten.

Anhang R

Stata-Ausgaben der Kreuztabellenanalysen und Chi-Quadrat-Tests

```
. tab Tätigkeitsgruppe _traj_Group, column chi2
```

Key
<i>frequency</i>
<i>column percentage</i>

Tätigkeitsgruppe	_traj_Group			Total
	1	2	3	
kognitiv-administra..	28 17.61	4 20.00	27 21.09	59 19.22
körperlich-operativ..	131 82.39	16 80.00	101 78.91	248 80.78
Total	159 100.00	20 100.00	128 100.00	307 100.00

Pearson chi2(2) = 0.5628 Pr = 0.755

```
. tab Tätigkeitsgruppe _traj_Model2_Group, column chi2
```

Key
<i>frequency</i>
<i>column percentage</i>

Tätigkeitsgruppe	_traj_Model2_Group		Total
	1	2	
kognitiv-administra..	28 17.72	31 20.81	59 19.22
körperlich-operativ..	130 82.28	118 79.19	248 80.78
Total	158 100.00	149 100.00	307 100.00

Pearson chi2(1) = 0.4697 Pr = 0.493

```
. tab weiblich _traj_Group, column chi2
```

Key
<i>frequency</i>
<i>column percentage</i>

Geschlecht	_traj_Group			Total
	1	2	3	
männlich	112 70.44	14 70.00	94 73.44	220 71.66
weiblich	47 29.56	6 30.00	34 26.56	87 28.34
Total	159 100.00	20 100.00	128 100.00	307 100.00

Pearson chi2(2) = 0.3428 Pr = 0.842

```
. tab weiblich _traj_Model2_Group, column chi2
```

Key
<i>frequency</i>
<i>column percentage</i>

Geschlecht	_traj_Model2_Group		Total
	1	2	
männlich	112 70.89	108 72.48	220 71.66
weiblich	46 29.11	41 27.52	87 28.34
Total	158 100.00	149 100.00	307 100.00

Pearson chi2(1) = 0.0963 Pr = 0.756

```
. tab alterkat _traj_Group, column chi2
```

Key
<i>frequency</i>
<i>column percentage</i>

RECODE of AlterbeiEi ntrittLZ (Alter bei Eintritt LZ)	_traj_Group			Total
	1	2	3	
<35	14 8.81	3 15.00	37 28.91	54 17.59
35-44	34 21.38	7 35.00	35 27.34	76 24.76
45-54	40 25.16	3 15.00	29 22.66	72 23.45
55+	71 44.65	7 35.00	27 21.09	105 34.20
Total	159 100.00	20 100.00	128 100.00	307 100.00

Pearson chi2(6) = 30.6497 Pr = 0.000

```
. tab alterkat _traj_Model2_Group, column chi2
```

Key
<i>frequency</i>
<i>column percentage</i>

RECODE of AlterbeiEi ntrittLZ (Alter bei Eintritt LZ)	_traj_Model2_Group		Total
	1	2	
<35	14 8.86	40 26.85	54 17.59
35-44	34 21.52	42 28.19	76 24.76
45-54	40 25.32	32 21.48	72 23.45
55+	70 44.30	35 23.49	105 34.20
Total	158 100.00	149 100.00	307 100.00

Pearson chi2(3) = 25.6744 Pr = 0.000

Anhang S*Stata-Ausgabe der Multikollinearitätsprüfung (VIF)*

```
. *Prüfung Multikollinearität - VIF
.      reg c.AlterbeiEintrittLZ i.weiblich i.kognitiv
```

Source	SS	df	MS	Number of obs	=	307
Model	531.042003	2	265.521001	F(2, 304)	=	1.99
Residual	40626.6323	304	133.640238	Prob > F	=	0.1389
				R-squared	=	0.0129
				Adj R-squared	=	0.0064
Total	41157.6743	306	134.502203	Root MSE	=	11.56

AlterbeiEintrittLZ	Coefficient	Std. err.	t	P> t	[95% conf. interval]	
weiblich						
weiblich	-2.09596	1.466745	-1.43	0.154	-4.982217	.7902977
kognitiv						
kognitiv-administrative Tätigkeiten	-2.183049	1.677543	-1.30	0.194	-5.484115	1.118017
_cons	48.04609	.8342014	57.60	0.000	46.40455	49.68763

```
.      vif
```

Variable	VIF	1/VIF
1.weiblich	1.00	0.996379
1.kognitiv	1.00	0.996379
Mean VIF	1.00	

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

Anhang T

Stata-Ausgabe der multinomialen logistischen Regression und AME (Absenzdauer)

```

. *Multinomiale logistische Regression
.      *Modell 1: Absenzdauer (_traj_Group)
.      mlogit _traj_Group ///
>      i.weiblich ///
>      c.AlterbeiEintrittLZ ///
>      i.kognitiv, ///
>      baseoutcome(1)

Iteration 0: Log likelihood = -271.21197
Iteration 1: Log likelihood = -256.04283
Iteration 2: Log likelihood = -255.96091
Iteration 3: Log likelihood = -255.96088
Iteration 4: Log likelihood = -255.96088

Multinomial logistic regression              Number of obs =   307
                                           LR chi2(6)      =   30.50
                                           Prob > chi2     =  0.0000
Log likelihood = -255.96088                 Pseudo R2      =  0.0562

```

_traj_Group	Coefficient	Std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]
1	(base outcome)				
2					
weiblich	-.0473985	.5228993	-0.09	0.928	-1.072262 .9774652
weiblich AlterbeiEintrittLZ	-.024984	.0214778	-1.16	0.245	-.0670797 .0171118
kognitiv	.1072417	.6005341	0.18	0.858	-1.069784 1.284267
kognitiv-administrative Tätigkeiten	-.8592982	1.092746	-0.79	0.432	-3.001041 1.282445
_cons					
3					
weiblich	-.3050799	.281094	-1.09	0.278	-.856014 .2458542
weiblich AlterbeiEintrittLZ	-.0587631	.0113595	-5.17	0.000	-.0810273 -.0364988
kognitiv	.1216665	.3169963	0.38	0.701	-.4996348 .7429678
kognitiv-administrative Tätigkeiten	2.59288	.5650877	4.59	0.000	1.484529 3.699632
_cons					

```

.      *Average Marginal Effects (AME)
.      margins, dydx(weiblich AlterbeiEintrittLZ kognitiv) predict(pr outcome(1))

Average marginal effects                    Number of obs =   307
Model VCE: OIM

Expression: Pr(_traj_Group==1), predict(pr outcome(1))
dy/dx wrt:  1.weiblich AlterbeiEintrittLZ 1.kognitiv

```

	Delta-method		z	P> z	[95% conf. interval]
	dy/dx	std. err.			
weiblich	.0601154	.0602746	1.00	0.319	-.0580207 .1782515
weiblich AlterbeiEintrittLZ	.0122303	.0020751	5.89	0.000	.0081632 .0162973
kognitiv	-.0272746	.069616	-0.39	0.695	-.1637195 .1091704
kognitiv-administrative Tätigkeiten					

Note: dy/dx for factor levels is the discrete change from the base level.

```

.      margins, dydx(weiblich AlterbeiEintrittLZ kognitiv) predict(pr outcome(2))

Average marginal effects                    Number of obs =   307
Model VCE: OIM

Expression: Pr(_traj_Group==2), predict(pr outcome(2))
dy/dx wrt:  1.weiblich AlterbeiEintrittLZ 1.kognitiv

```

	Delta-method		z	P> z	[95% conf. interval]
	dy/dx	std. err.			
weiblich	.0051451	.0318379	0.16	0.872	-.057256 .0675462
weiblich AlterbeiEintrittLZ	.0000578	.0011492	0.05	0.960	-.0021946 .0023102
kognitiv	.0032539	.0364459	0.09	0.929	-.0681787 .0746865
kognitiv-administrative Tätigkeiten					

Note: dy/dx for factor levels is the discrete change from the base level.

```

.      margins, dydx(weiblich AlterbeiEintrittLZ kognitiv) predict(pr outcome(3))

Average marginal effects                    Number of obs =   307
Model VCE: OIM

Expression: Pr(_traj_Group==3), predict(pr outcome(3))
dy/dx wrt:  1.weiblich AlterbeiEintrittLZ 1.kognitiv

```

	Delta-method		z	P> z	[95% conf. interval]
	dy/dx	std. err.			
weiblich	-.0652605	.0586184	-1.11	0.266	-.1801505 .0496295
weiblich AlterbeiEintrittLZ	-.0122881	.0020018	-6.14	0.000	-.0162115 -.0083647
kognitiv	.0240207	.0684596	0.35	0.726	-.1101577 .1581991
kognitiv-administrative Tätigkeiten					

Note: dy/dx for factor levels is the discrete change from the base level.

Anhang U

Stata-Ausgabe der binären logistischen Regression (Absenzhäufigkeit)

```

. *Binäre logistische Regression
.   *Umkodierung Gruppe 1 & 2
.   gen freq_high = .
(307 missing values generated)

.   replace freq_high = 0 if _traj_Model12_Group == 1
(158 real changes made)

.   replace freq_high = 1 if _traj_Model12_Group == 2
(149 real changes made)

.
.   label define freqhigh 0 "Häufigkeit Gruppe 1" 1 "Häufigkeit Gruppe 2"

.   label values freq_high freqhigh

.
.   *Modell 2: Absenzhäufigkeit (_traj_Model12_Group)
.   *AV = Absenzhäufigkeit-Trajektorien-Gruppe, 2 Gruppen
.   *UV = Geschlecht, Alter, Tätigkeitsgruppe
.   logit freq_high ///
>   i.weiblich ///
>   c.AlterbeiEintrittLZ ///
>   i.kognitiv

Iteration 0:  Log likelihood = -212.66424
Iteration 1:  Log likelihood = -199.50848
Iteration 2:  Log likelihood = -199.46881
Iteration 3:  Log likelihood = -199.46881

Logistic regression                               Number of obs =   307
                                                    LR chi2(3)      =  26.39
                                                    Prob > chi2     =  0.0000
Log likelihood = -199.46881                        Pseudo R2      =  0.0620

```

freq_high	Coefficient	Std. err.	z	P> z	[95% conf. interval]	
weiblich						
weiblich	-.2114372	.2668421	-0.79	0.428	-.7344382	.3115638
AlterbeiEintrittLZ	-.0526877	.0108385	-4.86	0.000	-.0739307	-.0314447
kognitiv						
kognitiv-administrative Tätigkeiten	.1003686	.304101	0.33	0.741	-.4956584	.6963956
_cons	2.460781	.5444387	4.52	0.000	1.393701	3.527862