Institut für Betriebswirtschaftslehre

Fachgebiet Finanzierung und Investition

Prof. Dr. Hans Hirth

Technische Universität Berlin

Fakultät VII - Wirtschaft und Management

Institut für Betriebswirtschaftslehre

Fachgebiet Finanzierung und Investition

Prof. Dr. Hans Hirth

Bachelorarbeit zum Thema:

**Finanzierungsmuster von Kleinstunternehmen im Vergleich zu kleinen und mittelgroßen Unternehmen**

Betreuer: Dr. Marco Bade

Eingereicht von: Antong Yin

Datum: 21. November 2021

Matrikelnummer: 393134

E-Mailadresse: antong.yin@web.de

Telefonnummer: +49 1520 9187784

Inhaltsverzeichnis

[Abbildungsverzeichnis III](#_Toc88425814)

[Tabellenverzeichnis IV](#_Toc88425815)

[Abkürzungs- und Symbolverzeichnis V](#_Toc88425816)

[1. Einleitung 1](#_Toc88425817)

[2. Literaturübersicht 2](#_Toc88425818)

[2.1 Definition und Merkmale von Kleinstunternehmen 2](#_Toc88425819)

[2.2 Literatur zur Finanzierung von Kleinstunternehmen 2](#_Toc88425820)

[3. Daten und Methodik 4](#_Toc88425821)

[3.1 Datenquelle und Aufbau der Stichprobe 4](#_Toc88425822)

[3.1.1 SAFE Datensatz 4](#_Toc88425823)

[3.1.2 Auswahl des Stichprobenzeitraums 6](#_Toc88425824)

[3.1.3 Aufbau der Stichprobe und deskriptive Statistiken 6](#_Toc88425825)

[3.2 Clusteranalyse 8](#_Toc88425826)

[3.2.1 Auswahl des Distanz- / Ähnlichkeitsmaßes 8](#_Toc88425827)

[3.2.2 Auswahl des Clusterverfahrens 11](#_Toc88425828)

[3.2.3 Bestimmung der optimalen Clusterzahl 13](#_Toc88425829)

[3.2.4 Weitere Teststatistiken 14](#_Toc88425830)

[3.3 Regressionsanalyse 14](#_Toc88425831)

[3.3.1 Probit- und Logit-Modelle 14](#_Toc88425832)

[3.3.2 Interpretation der Ausgabe 15](#_Toc88425833)

[3.3.3 Zusätzliche Robustheitstests 16](#_Toc88425834)

[3.3.4 Regressionsvariablen 17](#_Toc88425835)

[4. Finanzierungsmuster und Hypothesen 19](#_Toc88425836)

[4.1 Ergebnisse der Clusteranalyse und daraus abgeleitete Finanzierungsmuster 19](#_Toc88425837)

[4.2 Hypothesen 22](#_Toc88425838)

[5. Regressionsergebnisse 25](#_Toc88425839)

[5.1 Hauptergebnisse 25](#_Toc88425840)

[5.2 Weitere Regressionsergebnisse 27](#_Toc88425841)

[5.3 Ergebnisse der Robustheitstests 28](#_Toc88425842)

[6. Diskussion der Ergebnisse 29](#_Toc88425843)

[6.1 Interpretation der Ergebnisse 29](#_Toc88425844)

[6.2 Limitationen und Ausblick 31](#_Toc88425845)

[7. Zusammenfassung und Fazit 33](#_Toc88425846)

[Literaturverzeichnis 34](#_Toc88425847)

[Anhang 39](#_Toc88425848)

[A Abbildungen 40](#_Toc88425849)

[B Tabellen 43](#_Toc88425850)

[A Eidesstattliche Erklärung 51](#_Toc88425851)

# Abbildungsverzeichnis

[**Abbildung 1:**  2 x 2 Kontingenztabelle zweier Objekte und 9](#_Toc88422976)

[**Abbildung 2**: Anzahl der Unternehmen in der Stichprobe nach Unternehmensgröße 41](#_Toc88422977)

[**Abbildung 3:** Anzahl der KMUs in der EU-28 inkl. UK nach Unternehmensgröße, 2019 41](#_Toc88422978)

[**Abbildung 4:** Scree-Plot zur Bestimmung der optimalen Clusterzahl (Elbow-Kriterium) 42](#_Toc88422979)

[**Abbildung 5:** Bestimmung der optimalen Clusterzahl nach dem Kriterium von Ratkowsky-Lance 42](#_Toc88422980)

# Tabellenverzeichnis

[**Tabelle 1:** Definition der KMUs der EU-Kommission 2](#_Toc88423388)

[**Tabelle 2:** Verteilung der verwendeten Finanzierungsquellen der letzten sechs Monate 7](#_Toc88423389)

[**Tabelle 3:** Übersicht ausgewählter Ähnlichkeitsmaße für binäre Variablen 9](#_Toc88423390)

[**Tabelle 4:** Beschreibung der Regressionsvariablen 18](#_Toc88423391)

[**Tabelle 5:** Ergebnisse der Clusteranalyse und daraus abgeleitete Finanzierungsmuster 20](#_Toc88423392)

[**Tabelle 6:** Ergebnisse des multivariaten Probit-Models 26](#_Toc88423393)

[**Tabelle 7:** Ablauf der Stichprobenauswahl 44](#_Toc88423394)

[**Tabelle 8:** Anzahl der Unternehmen in der Stichprobe nach Ländern 45](#_Toc88423395)

[**Tabelle 9:** Korrelationskoeffizienten der Residuen der abhängigen Variablen für die multivariate Probit Regression 46](#_Toc88423396)

[**Tabelle 10:** Regressionsergebnisse der unabhängigen univariaten logistischen Regressionen für jede Hypothese 47](#_Toc88423397)

[**Tabelle 11:** Regressionsergebnisse der multinomialen logistischen Regressionen 49](#_Toc88423398)

# Abkürzungs- und Symbolverzeichnis

|  |  |
| --- | --- |
| **Abkürzung:** | **Bedeutung:** |
| BA | Business Angel |
| EU | Europäische Union |
| EU-Kommission | Europäische Kommission |
| EZB | Europäische Zentralbank |
| KMU | Kleine und mittlere Unternehmen |
| NGO | Non-governmental organization (Nichtregierungsorganisation) |
| SAFE | Survey on the access to finance of enterprises |
| u.a. | unter anderem |
| UK | United Kingdom |
| VC | Venture Capital |
| Vgl. | Vergleiche |
| z.B. | zum Beispiel |

|  |  |
| --- | --- |
| **Symbol:** | **Erläuterung:** |
| *β* | Regressionskoeffizient |
| *d* | Distanzmaß zwischen zwei Objekten und |
| *ε* | Fehlervariable der Regression |
| *k* | Anzahl der Cluster |
| *OR* | Odds-Ratio |
| *p* | -Wert des Tests |
| *s* | Ähnlichkeitsmaß zwischen zwei Objekten und |
| *SSBj* | Quadratsumme zwischen Clustern für Variable |
| *SSTj* | Totale Quadratsumme für Variable |
| *n* | n-dimensionaler euklidischer Raum |
|  | Binäre abhängige Variable |
|  | Latente Variable der binären abhängigen Variable |

# Einleitung

Kleine und mittlere Unternehmen (KMUs) werden von der EU-Kommission als das Rückgrat der europäischen Wirtschaft bezeichnet. Sie stellen 99,8% aller Unternehmen innerhalb der EU dar und erwirtschaften mehr als die Hälfte des europäischen Bruttoinlandprodukts mit rund 100 Millionen Beschäftigten.[[1]](#footnote-1) Unter diesem homogenen Überbegriff zählen auch die Kleinstunternehmen, welche zwar die überwiegende Mehrheit aller Unternehmen ausmachen, im Vergleich zu größeren KMUs[[2]](#footnote-2) jedoch weitestgehend unerforscht sind.[[3]](#footnote-3) Diese werden in oftmals in der Forschung nicht gesondert analysiert, unterscheiden sich aber grundlegend in ihrer Finanzierung.[[4]](#footnote-4)

Aufgrund dessen haben Masiak et al. untersucht, inwiefern die Finanzierungsmuster der Kleinstunternehmen sich im Vergleich zu größeren KMUs unterscheiden. Dabei wurde die „Survey on the access to finance of enterprises“ (SAFE) Umfrage der EZB und der EU-Kommission verwendet, welche sowohl Informationen bezüglich Finanzierungsquellen einzelner Unternehmen als auch unternehmens-spezifische Daten und Kennzahlen enthält. Anhand einer Clusteranalyse wurden zunächst verschiedene Finanzierungsmuster abgeleitet, welche die Grundlage für die Hypothesen bildeten. Darauffolgend wurde mithilfe einer Regressionsanalyse untersucht, inwiefern sich die Unternehmensgröße auf die einzelnen Finanzierungsmuster auswirkt.

Die vorliegende Arbeit baut größtenteils auf die in Masiak et al. (2019) verwendete Vorgehensweise auf und analysiert einen aktuelleren Datensatz der SAFE Umfrage mit ähnlicher Methodik.[[5]](#footnote-5) Zunächst soll in Kapitel 2 ein Überblick über Kleinstunternehmen und deren Finanzierung geschaffen werden. In Kapitel 3 werden der SAFE Datensatz und die Methodik näher erläutert. Durch eine Clusteranalyse werden in Kapitel 4 die Unternehmen anhand der Verwendung einzelner Finanzierungsquellen in Finanzierungsmuster eingeteilt und darauf aufbauend Hypothesen aufgestellt. Im Anschluss werden in Kapitel 5 die Ergebnisse der Regressionsanalyse dargestellt. Schließlich folgt in Kapitel 6 die Interpretation, zudem werden die Limitationen der Analyse aufgeführt und künftige Forschungsbereiche vorgeschlagen.

# Literaturübersicht

## Definition und Merkmale von Kleinstunternehmen

Es existiert keine Standarddefinition für KMUs. Verschiedene Staaten, Staatenverbunde, NGOs und Wissenschaftler unterteilen diese meistens in Kleinstunternehmen, kleine und mittlere Unternehmen, verwenden dabei allerdings unterschiedliche Kriterien und Schwellenwerte.Nach der Empfehlung 2003/361/EG der EU-Kommission werden KMUs abhängig von der Anzahl der Beschäftigten sowie entweder vom Jahresumsatz oder von der Jahresbilanzsumme in drei Größenklassen unterteilt:

**Tabelle 1:** Definition der KMUs der EU-Kommission

eigene Darstellung mit Daten aus EU-Kommission (2003), S.1.

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Größenklasse** | **Anzahl Beschäftigte** | **und** | **Jahresumsatz in Mio. €** | **oder** | **Jahresbilanzsumme in Mio. €** |
| Kleinstunternehmen | < 10 |  | ≤ 2 |  | ≤ 2 |
| Kleine Unternehmen | < 50 |  | ≤ 10 |  | ≤ 10 |
| Mittlere Unternehmen | < 250 |  | ≤ 50 |  | ≤ 43 |

Die Unterschiede beschränken sich allerdings nicht nur auf diese formal definierten drei Kriterien. So ergibt sich aus der Literatur, dass beispielsweise Kleinstunternehmen verglichen mit größeren KMUs abhängiger vom Geschäftsführer und von deren Kompetenzen sind.[[6]](#footnote-6) Außerdem tendieren sie dazu, in Kernbereichen wie in der Geschäftsplanung rückständig zu sein und zeigen mangelnden Ehrgeiz bezogen auf das Unternehmenswachstum.[[7]](#footnote-7) Zudem sind kleinere Unternehmen häufig intransparenter, da diese oftmals keine geprüften Jahresabschlüsse veröffentlichen,[[8]](#footnote-8) was wiederum aufgrund von Informationsasymmetrien zu Problemen wie Moral Hazard und adverser Selektion führen kann.[[9]](#footnote-9) Diese Unterschiede suggerieren eine Heterogenität im Finanzierungsverhalten innerhalb der KMUs, was zwar bereits in vorherigen Publikationen hervorgehoben wurde, jedoch in Masiak et al. (2019) erstmalig gezielt im Hinblick auf Kleinstunternehmen untersucht wurde.

## Literatur zur Finanzierung von Kleinstunternehmen

Es existiert eine Vielzahl an Literatur, die sich mit der Finanzierung von KMUs befasst, jedoch wird in den meisten Veröffentlichungen nur die Unterteilung zwischen KMUs und Großunternehmen getroffen und nicht gesondert innerhalb der KMUs unterschieden.[[10]](#footnote-10) Im Folgenden wird eine Auswahl an Publikationen vorgestellt, welche ebendiese Heterogenität der KMUs berücksichtigen.

Chavis et al. (2011) untersuchte die globale Nutzung von Finanzierungsquellen mithilfe eines Datensatzes mit überwiegend KMUs aus mehr als 100 Ländern. Dabei ergab sich aus der Regressionsanalyse, dass Kleinstunternehmen im Vergleich zu größeren KMUs seltener Kreditlinien, Lieferantenkredite, Leasing sowie Finanzierung durch Banken nutzen und stattdessen eher auf informelle Finanzierung setzen und keine externe Finanzierungsquellen verwenden.[[11]](#footnote-11)

Um das Finanzierungsverhalten von Kleinstunternehmen und kleinen Unternehmen zu analysieren, hat Daskalakis et al. (2013) eine Umfrage griechischer Unternehmen erhoben. Die Interviews deuteten darauf hin, dass diese Unternehmen abgeneigt gegenüber externer Eigenkapitalzufuhr (u.a. durch Venture Capital und Business Angels) sind und eine Informationslücke bezüglich der Verfügbarkeit von Zuschüssen auftritt. Zudem werden Schwierigkeiten beim Zugang zu Langzeitdarlehen impliziert.[[12]](#footnote-12)

Diese Limitationen bei Darlehen scheinen nach Holton et al. (2014) auch in der Folgezeit der Finanzkriese in Europa von Relevanz zu sein. In diesem Forschungsvorhaben wurde mit der SAFE Umfrage von 2009 – 2011 die Auswirkungen der Finanzkriese auf Finanzierung durch Banken bei KMUs untersucht. So werden Kleinstunternehmen häufiger bei Darlehensanträgen zurückgewiesen.[[13]](#footnote-13)

Casey / O’Toole (2014) berücksichtigen diesen Umstand, indem auf Basis derselben Daten die Nutzung alternativer Finanzierungsmethoden bei KMUs mit Einschränkungen in der Finanzierung durch Banken analysiert wurde. Im Einklang mit Chavis et al. (2011) nutzen Kleinstunternehmen mit dieser Einschränkung verglichen mit größeren KMUs seltener externe Finanzierungsquellen,[[14]](#footnote-14) insbesondere Lieferantenkredite.[[15]](#footnote-15)

Diese Erkenntnis ist auch in Lawless et al. (2015) wiederzufinden, wo mithilfe der SAFE Umfrage von 2010 – 2013 die Verwendung und Diversifikation von Finanzierungsquellen von KMUs erforscht wurde. In den Regressionsergebnissen ist feststellen, dass auch hier Kleinstunternehmen im Vergleich zu größeren KMUs seltener externe Finanzierungsquellen verwenden.[[16]](#footnote-16)

Moritz et al. (2016) führt eine ähnliche Analyse mit der SAFE Umfrage aus 2013 durch, wobei die Nutzung einzelner Finanzierungsquellen durch eine Clusteranalyse in Finanzierungsmuster gruppiert wird. Die Verteilung dieser Finanzierungsmuster deutet darauf hin, dass Kleinstunternehmen verglichen mit größeren KMUs häufiger Innenfinanzierung und seltener Darlehensfinanzierung, Finanzierung durch Zuschüsse und Lieferantenkredite nutzen, übereinstimmend mit den Erkenntnissen der obigen Literatur. [[17]](#footnote-17) Zusätzlich verwenden Kleinstunternehmen häufiger kurzfristige Schulden, insbesondere von Finanzinstituten.[[18]](#footnote-18)

Diese Veröffentlichung stellt auch den Startpunkt der Analyse in Masiak et al. (2019) dar.[[19]](#footnote-19) So gleicht die Methodik zur Herleitung der Finanzierungsmuster der Vorgehensweise aus Moritz et al. (2016). Die Analyse ergab – ähnlich wie in der vorherigen Literatur –, dass Kleinstunternehmen im Gegensatz zu größeren KMUs häufiger Innenfinanzierung und kurzfristige Schulden nutzen und dafür seltener Zuschüsse, Lieferantenkredite sowie Asset-basierte Finanzierung verwenden.[[20]](#footnote-20)

# Daten und Methodik

## Datenquelle und Aufbau der Stichprobe

* 1. SAFE Datensatz

Die SAFE Umfrage der EZB und der EU-Kommission stellt den Ausgangspunkt dieser Arbeit dar. Ziel dieser Umfrage ist es, Informationen über Finanzierungsbedingungen der KMUs im Vergleich zu Großunternehmen in Europa zur Verfügung zu stellen. Sie wird seit 2009 halbjährig durchgeführt, abwechselnd einzeln von der EZB und gemeinsam in Kooperation mit der EU-Kommission. Die gemeinsame Runde stellt die umfangreichere Befragung dar und umfasst im Gegensatz zur EZB Runde nicht nur Länder innerhalb der Euro-Zone, sondern alle EU-Mitgliedsstaaten zusammen mit einzelnen Nachbarländern sowie einen ausführlicheren Fragenkatalog.[[21]](#footnote-21)

Die Unternehmen werden per Zufallsstichprobe größtenteils aus dem Unternehmensregister Dun & Bradstreet ausgewählt. Dabei wurden Interviews mit Managern auf höchster Führungsebene telefonisch oder per Online-Fragebogen durchgeführt. Die Einteilung der Unternehmen erfolgte nach dem Mitarbeiterkriterium der Definition von KMUs der EU-Kommission. So wird in der Umfrage zwischen Kleinstunternehmen (<10 Beschäftigte), kleinen Unternehmen (<50 Beschäftigte), mittleren Unternehmen (<250 Beschäftigte) und Großunternehmen (≥250 Beschäftigte) unterschieden. [[22]](#footnote-22)

Die Ergebnisse der Interviews enthalten zum einen Informationen über die verwendeten Finanzierungsquellen der letzten sechs Monate, nach denen die Clusteranalyse erfolgt, zum anderen unternehmensspezifische Daten. Darunter standen den Befragten folgende zehn Finanzierungsquellen zur Auswahl: 1. *Gewinnthesaurierung und Vermögens-umschichtung*, 2. *Zuschüsse und subventionierte Bankdarlehen*, 3. *Kreditlinien, Überziehung von Bankkonten und Kreditkarten*, 4. *Bankdarlehen*, 5. *Lieferantenkredite*, 6. *andere Darlehen,*[[23]](#footnote-23) 7. *Schuldverschreibungen*, 8. *Eigenkapital*, 9. *Leasing, Ratenkauf und Factoring,*[[24]](#footnote-24) 10. *andere Finanzierungsquellen.*[[25]](#footnote-25) Um Unternehmen zu berücksichtigen, welche keine der oben aufgeführten Finanzierungsquellen in den letzten sechs Monaten verwendet haben, wurde eine elfte Variable *Innenfinanzierung* hinzugefügt. Darunter fallen alle Unternehmen, welche weder auf externe Finanzierungsquellen noch auf *Gewinnthesaurierung und Vermögensumschichtung* zurückgegriffen haben.

Die unternehmensspezifischen Daten beinhalten unter anderem Unternehmensgröße, Unternehmensalter, Gesellschafterstruktur, Innovationstätigkeit, Branche, Zugang zu Finanzierungsmitteln sowie Gewinn-, Umsatz und Kapitalwachstum. Diese stellen im späteren Regressionsmodell die unabhängigen Variablen (Unternehmensgröße) sowie die Kontrollvariablen (restliche Variablen) dar. Diese werden in Abschnitt 3.3.4 näher erläutert.

* 1. Auswahl des Stichprobenzeitraums

Im Zuge der COVID-19 Pandemie ist es unter anderem global zu Schließungen von Betrieben, Unterbrechungen von Produktionsstätten und Lieferketten und damit einhergehend dem Einbruch von Erlösen gekommen, die zu erhöhten Insolvenzen führten.[[26]](#footnote-26) Didier et al. (2021: 7) argumentiert, dass diese Auswirkungen zu einem Finanzierungsbedarf jeglicher betroffenen Unternehmen führten und politische Interventionen notwendig wurden. Letztere beinhalten beispielsweise Rückzahlungs-stundungen für Kredite und das Einfrieren von Kredit-Klassifizierung auf das Niveau vor der Pandemie. Außerdem wurden Zinssätze durch Zentralbanken gesenkt, der regulatorisch festgelegte Kapitalbedarf von Finanzinstituten reduziert oder es fand ein großflächiger Kauf von Kreditportfolios durch den Staat statt. [[27]](#footnote-27) Einige Länder stellten, insbesondere für KMUs, Kreditgarantien bereit.[[28]](#footnote-28) Steuerstundungen stellten ebenfalls eine Maßnahme zur Deckung des Erlösrückgangs der Unternehmen dar.[[29]](#footnote-29) Somit ist festzustellen, dass die Pandemie erhebliche Auswirklungen auf den Finanzierungsbedarf der Unternehmen seit Pandemiebeginn hat. Daher wird in der folgenden Analyse die letzte Umfrage der gemeinsamen Runde (2019H1) vor der COVID-19-Pandemie mit dem Referenzzeitraum April bis September 2019 verwendet, um Effekte auszuschließen, die der gesonderten Situation geschuldet sind und gegebenenfalls nicht repräsentativ für nicht-Krisensituationen sind.

* 1. Aufbau der Stichprobe und deskriptive Statistiken

Die Stichprobenauswahl ist in Anhang B.1 dargestellt. Der ursprüngliche Datensatz der SAFE Umfrage 2019H1 beinhaltet 18.159 Unternehmen aus 36 europäischen Ländern. Zunächst erfolgt die Länderauswahl, indem alle damaligen 28 EU-Mitgliedsstaaten (inklusive UK) beibehalten werden.[[30]](#footnote-30) Nachdem Großunternehmen und Unternehmen mit fehlenden Einträgen entfernt werden und die kategorischen Variablen in Binäre umcodiert werden, verbleiben im finalen Datensatz 12.578 Unternehmen. Dabei stammen die meisten Unternehmen aus Deutschland (9,7%), Italien (8,7%), Frankreich (8,5%), UK (8,2%) und Spanien (8,2%).[[31]](#footnote-31)

Die Verteilung der Unternehmen nach Unternehmensgröße in der Stichprobe unterscheidet sich signifikant von der Grundgesamtheit, dargestellt in Anhang A.1 und A.2. Während die Kleinstunternehmen in der EU mit einem Anteil von 93,2% die große Mehrheit ausmachen, stellen diese in der Stichprobe nur 37,9% aller Unternehmen dar. Dieser Unterschied ist auf die Auswahl der SAFE Umfrage zurückzuführen, welche die Verteilung künstlich anpasst, um die Genauigkeit der Erhebung zu erhöhen.[[32]](#footnote-32) Um aus der verzerrten Verteilung auf die Grundgesamtheit zurückzuführen, können Gewichte zur nachträglichen Schichtung verwendet werden, ähnlich wie in Moritz et al. (2016).[[33]](#footnote-33) Allerdings ist die Gewichtung der Daten bei komplexeren Schätzvariablen wie Regressions-koeffizienten nicht klar definiert[[34]](#footnote-34) und eignet sich somit nicht für die folgende Analyse.

Die Verteilung der verwendeten Finanzierungsquellen der letzten sechs Monate ist in Tabelle 2 dargestellt. So machen *Kreditlinien, Überziehung von Bankkonten und Kreditkarten* (37,3%) den größten Anteil aus, gefolgt von *Innenfinanzierung* (33,8%) und *Leasing, Ratenkauf und Factoring* (29,2%). *Eigenkapital* (1,6%), *Schuldverschreibungen* (1,0%) sowie *andere Finanzierungsquellen* (0,9%) hingegen wurden nur von wenigen Unternehmen verwendet.

**Tabelle 2:** Verteilung der verwendeten Finanzierungsquellen der letzten sechs Monate

eigene Darstellung

|  |  |
| --- | --- |
| **Finanzierungsquelle** | **Anteil der Unternehmen** |
| Gewinnthesaurierung und Vermögensumschichtung | 15,0% |
| Zuschüsse und subventionierte Bankdarlehen | 8,0% |
| Kreditlinien, Überziehung von Bankkonten und Kreditkarten | 37,3% |
| Bankdarlehen | 16,7% |
| Lieferantenkredite | 19,3% |
| Andere Darlehen (z.B. von Freunden und Familie, zugehörigen Unternehmen oder Anteilseignern) | 8,2% |
| Schuldverschreibungen | 1,0% |
| Eigenkapital | 1,6% |
| Leasing, Ratenkauf und Factoring | 29,2% |
| Andere Finanzierungsquellen (z.B. nachrangige Darlehen, Beteiligungsdarlehen, P2P Kredite, Crowdfunding) | 0,9% |
| Innenfinanzierung (ohne Gewinnthesaurierung und Vermögensumschichtung) | 33,8% |

N = 12.578

## Clusteranalyse

Die empirische Herleitung der Finanzierungsmuster erfolgt anhand einer Clusteranalyse. Dabei wird innerhalb eines Datensatzes nach Mustern gesucht,[[35]](#footnote-35) sodass eine Gruppierung in disjunkte Cluster erfolgt, wobei Beobachtungen innerhalb eines Clusters eine hohe Ähnlichkeit zueinander und große Unterschiede zu Beobachtungen anderer Cluster aufweisen.[[36]](#footnote-36) Nachfolgend werden die theoretischen Aspekte sowie Vor- und Nachteile der einzelnen Verfahren bei der Anwendung auf binäre Datenstrukturen aufgeführt.

Zu Beginn wird ein zur Datenstruktur passendes Proximitätsmaß als Grundlage für das Gruppierungsverfahren festgelegt. Diese bestimmen, wie die Unähnlichkeit / Ähnlichkeit zwischen zwei Mustern gemessen wird. Im nächsten Schritt wird ein Clusterverfahren ausgewählt, nach der die Zuteilung der Gruppen erfolgt. Daraufhin erfolgt die Bestimmung der optimalen Clusterzahl, indem versucht wird, inhärente Gruppierungen innerhalb der Daten aufzudecken.[[37]](#footnote-37)

* + 1. Auswahl des Distanz- / Ähnlichkeitsmaßes

Bei den Proximitätsmaßen wird grundsätzlich zwischen Distanz- und Ähnlichkeitsmaßen unterschieden, wobei die Auswahl des Maßes vom Skalenniveau der Variablen abhängig ist. Während Distanzmaße größere Werte annehmen, wenn zwei Beobachtungen weiter auseinanderliegen, und den Wert Null annehmen, wenn zwei Beobachtungen vollkommen identisch sind, funktionieren Ähnlichkeitsmaße genau umgekehrt.[[38]](#footnote-38) Es ist grundsätzlich für das Clusterverfahren irrelevant, welches der beiden verwendet wird, da Ähnlichkeitsmaße als Distanzmaße angegeben werden können und umgekehrt.[[39]](#footnote-39)

Zu den am häufigsten verwendeten Distanzmaßen zählt die euklidische Distanz, die der wahren geometrischen Distanz im n-dimensionalen euklidischen Raum *n* zwischen den Objekten i und j und deren Koordinaten und entspricht:[[40]](#footnote-40)

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (1) |

Die Quadrierung der Gleichung (1) ergibt die quadrierte euklidische Distanz und berücksichtigt dadurch größere Differenzen stärker und Kleinere schwächer.[[41]](#footnote-41) Dieses Distanzmaß wird auch in Masiak et al. (2019) verwendet, ist jedoch für binäre Datenstrukturen ungeeignet.[[42]](#footnote-42) Während bei metrisch skalierten Variablen Distanzmaße verwendet werden können, sind bei binären Variablen Ähnlichkeitsmaße angemessen.[[43]](#footnote-43)

Ähnlichkeitsmaße bei binären Variablen gehen immer von einem Paarvergleich aus, die bei zwei Objekten und mit verschiedenen Variablen alle Variablenausprägungen miteinander vergleichen. Dies lässt sich in einer Kontingenztabelle darstellen:[[44]](#footnote-44)

**Abbildung 1:** 2 x 2 Kontingenztabelle zweier Objekte und

eigene Darstellung nach Kaufmann / Rousseeuw (2005), S. 23.

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  |  | Objekt *j* | |  |
|  |  | 1 | 0 |  |
| Objekt *i* | 1 | *a* | *b* | *a + b* |
| 0 | *c* | *d* | *c + d* |
|  |  | *a + c* | *b + d* | *M* |

stellt die Anzahl aller Variablen dar, die bei beiden Objekten und jeweils gleich 1 sind. Analog dazu lassen sich und interpretieren mit . Auf Basis dieser Werte lassen sich eine Vielzahl von Ähnlichkeitsmaße darstellen. Tabelle 3 zeigt eine Übersicht ausgewählter Ähnlichkeitsmaße und deren komplementäre Darstellung als Distanzmaße für binäre Variablen.

**Tabelle 3:** Übersicht ausgewählter Ähnlichkeitsmaße für binäre Variablen

eigene Darstellung nach Kaufmann / Rousseeuw (2005), S. 24.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Ähnlichkeitskoeffizient** |  |  |
| *Nicht invariante Koeffizienten* |  |  |
| Jaccard Koeffizient |  |  |
| Russel / Rao Koeffizient |  |  |
| Dice Koeffizient |  |  |

**Tabelle 3 (fortgesetzt):**

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Ähnlichkeitskoeffizient** |  |  |
| *Invariante Koeffizienten* |  |  |
| M-Koeffizient |  |  |
|  |  |  |

Bei der Wahl des Ähnlichkeitskoeffizienten spielt die Symmetrie der binären Variable eine wichtige Rolle. Bei symmetrischen binären Variablen sind beide Ausprägungen gleichwertig und haben die gleiche Gewichtung. So wäre beispielsweise die Variable *Geschlecht* mit den Ausprägungen *männlich* und *weiblich* symmetrisch. Während bei asymmetrischen Variablen die seltenere Ausprägung mit 1 codiert wird und umgekehrt, ist die Reihenfolge der Codierung bei symmetrischen Variablen irrelevant. So sollten demnach und keinen Unterschied im Koeffizienten ausmachen. Man unterscheidet daher zwischen invarianten und nicht invarianten Ähnlichkeitskoeffizenten, welche nach diesem Kriterium jeweils für symmetrische und asymmetrische binäre Variablen geeignet sind.[[45]](#footnote-45)

Es lässt sich nicht allgemeingültig bestimmen, welches Ähnlichkeitsmaß zu präferieren ist.[[46]](#footnote-46) Finch (2005) vergleicht dazu mithilfe einer Monte-Carlo-Studie die vier oben dargestellten Ähnlichkeitsmaße mit der quadrierten euklidischen Distanz[[47]](#footnote-47) in Kombination mit dem Ward-Verfahren als Clusterverfahren, welches auch in der nachfolgenden Analyse verwendet wird. Während die Koeffizienten nach Jaccard, Russel / Rao und Dice ähnliche Resultate vorwiesen, lieferten der M-Koeffizient und die quadrierte euklidische Distanz andere Ergebnisse mit weniger gut definierten Clustern.[[48]](#footnote-48)

Für die folgende Clusteranalyse dienen die einzelnen Finanzierungsquellen –asymmetrische binäre Variablen – als Clustervariablen für die Gruppierung. Daher wird im Folgenden der Jaccard-Koeffizient als Ähnlichkeitsmaß verwendet, der gleichzeitig den populärsten nicht invarianten Koeffizienten darstellt.[[49]](#footnote-49)

* + 1. Auswahl des Clusterverfahrens

Nachdem unter Berücksichtigung der vorliegenden Datenstruktur das Distanz- / Ähnlichkeitsmaß festgelegt wurde, folgt die Auswahl des Clusterverfahrens. Es existiert eine Vielzahl an Algorithmen, welche in verschiedene Gruppen eingeteilt werden können. Darunter stellen die partitionierenden und hierarchischen Verfahren zwei der gängigsten Gruppen dar.[[50]](#footnote-50)

Die partitionierenden Verfahren – zu denen auch der -Means-Algorithmus zählt – starten mit einer festgelegten Anzahl an Clustern , in die der Datensatz aufgeteilt wird. Die Clusterzuordnung der einzelnen Beobachtungen wird iterativ mit Hilfe eines Austauschalgorithmus so lange verändert, bis die Zielfunktion des jeweiligen Verfahrens ein Optimum erreicht. Im Gegensatz dazu kann bei den hierarchischen Verfahren die Clusterzuordnung einer Beobachtung nicht mehr nachträglich verändert werden. Diese Flexibilität in der Zuordnung stellt einen Vorteil gegenüber den hierarchischen Verfahren dar, allerdings haben letztere in der Praxis eine höhere Verbreitung gefunden. So ist unter anderem die Initialisierung der Startpartition häufig subjektiv begründet und zufällig initialisiert, was zu unterschiedlichen Ergebnissen bei mehrmaliger Ausführung des gleichen Algorithmus führen kann.[[51]](#footnote-51)

Die hierarchischen Verfahren werden nochmals in agglomerative und diversive Algorithmen unterteilt. Während die diversiven Algorithmen im ersten Schritt alle Beobachtungen in ein einziges Cluster zuordnet und sukzessiv dieses Cluster in weitere aufteilt (Top-down Ansatz), gehen die häufiger verwendeten agglomerativen Algorithmen umgekehrt vor. So stellt zunächst jede Beobachtung ein eigenes Cluster dar. In jedem Iterationsschritt werden die zwei ähnlichsten Cluster fusioniert, bis am Ende ein einzelnes Cluster mit allen Beobachtungen verbleibt (Bottom-up Ansatz).[[52]](#footnote-52)

Zu den agglomerativen Algorithmen zählen unter anderem Single Linkage, Complete Linkage, Average Linkage, Centroid, Median sowie das Ward-Verfahren. Sie unterscheiden sich nur durch das Kriterium, nachdem die Fusion zweier Cluster erfolgt.[[53]](#footnote-53) Für den Vergleich dieser Verfahren existiert eine Reihe an Monte-Carlo-Studien, bei denen größtenteils das Ward-Verfahren als geeignetster Algorithmus hervorstach.[[54]](#footnote-54) Hands / Everitt (1987) führte den Vergleich spezifisch für binäre Datenstrukturen durch und erzielte dabei ähnliche Ergebnisse.[[55]](#footnote-55)

Ward (1963) stellt einen Algorithmus vor, der auf Basis der quadrierten euklidischen Distanz die Summe der Varianz innerhalb eines Clusters – auch als Fehlerquadratsumme bezeichnet – minimiert.[[56]](#footnote-56) So werden in jedem Iterationsschritt diejenigen zwei Cluster zusammengefasst, welche die Fehlerquadratsumme am wenigsten vergrößern. Dies steht im Kontrast zu den Linkage-Verfahren, die stattdessen anhand der geringsten Distanz zwischen Cluster fusionieren.[[57]](#footnote-57) Dieses Varianzkriterium kann durch die Generalisierung der Lance-Williams-Update-Formel auch als Distanz zwischen Cluster ausgedrückt werden, wodurch andere Distanzmaße als die quadrierte Euklidische Distanz verwendet werden können[[58]](#footnote-58) – hier in der Analyse die Jaccard-Distanz. Seien und Cluster, welche zu einem neuen Cluster fusioniert werden. So gilt für die Distanz zu einem anderen Cluster nach Wards Varianzkriterium:[[59]](#footnote-59)

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  | (2) |

stellt dabei die Distanz zwischen den Clustern und da, während der Anzahl der Beobachtungen im Cluster entspricht. Nach dieser Definition der Distanz zwischen Clustern werden in jedem Schritt die nähesten Cluster fusioniert und die neuen Distanzen aller Cluster durch die Update-Formel aktualisiert. Das Verfahren ist außerdem unempfindlich für Ausreißer und tendiert dazu, sphärische Cluster mit ähnlicher Clustergröße zu erzeugen.[[60]](#footnote-60)

Für die Analyse wurden nächst zunächst alle oben aufgeführten agglomerativen Algorithmen mit der Stichprobe getestet. Diese ergaben mit Ausnahme des Ward-Verfahrens jedoch nur wenige Cluster mit stark variierender Größe, deren Interpretation unklar gewesen wäre. Infolgedessen findet das Ward-Verfahren Verwendung.

* + 1. Bestimmung der optimalen Clusterzahl

Die Bestimmung der optimalen Clusterzahl stellt eine der größten Herausforderungen der Clusteranalyse dar.[[61]](#footnote-61) Es existiert eine Vielzahl von verschiedenen Methoden, die unter anderem durch optische und statistische Kriterien (sogenannte Stopping-Rules) die optimale Clusterzahl bestimmen. Während optische Kriterien wie das Elbow-Kriterium – eine der am weitesten Verbreiteten Methoden – subjektiv und abhängig vom Anwender sind, erfolgt die Bestimmung durch Stopping-Rules weitestgehend objektiv.[[62]](#footnote-62) Milligan / Cooper (1985) hat 30 dieser Stopping-Rules mithilfe einer Monte-Carlo-Studie analysiert, um zu untersuchen, welche Kriterien die besten Resultate hervorbringen.[[63]](#footnote-63) Dimitriandou et al. (2002) führte spezifisch für binäre Datenstrukturen eine ähnliche Analyse durch, in der das Kriterium von Ratkowsky / Lance als beste Methode hervorkam.[[64]](#footnote-64) In der folgenden Analyse werden daher das Elbow-Kriterium sowie das Kriterium von Ratkowsky / Lance verwendet.[[65]](#footnote-65)

Beim Elbow-Kriterium wird in einem Scree-Plot das Heterogenitätsmaß der verwendeten Clusterverfahrens (hier die Distanz zwischen Cluster nach Wards Kriterium) in Abhängigkeit von der Anzahl der Cluster aufgetragen. Eine höhere Anzahl an Cluster verringert das Heterogenitätsmaß mit abnehmenden Grenzertrag, dargestellt durch die Abflachung der Kurve. Die optimale Clusteranzahl liegt demnach an der Knickstelle („Ellbogen“) des Graphen, bei der eine Erhöhung der Clusteranzahl nur noch eine geringe Verringerung des Heterogenitätsmaßes bewirkt.[[66]](#footnote-66)

Ratkowsky / Lance (1978) stellt ein Kriterium vor, welches die optimale Clusteranzahl anhand der Formel  bestimmt. sei der Mittelwert des Quotienten , wobei die Quadratsumme zwischen Clustern und die totale Quadratsumme für jede Variable darstellt. Die optimale Clusteranzahl ist gleich der Clusterzahl , wo der Ratkowsky / Lance Index den Maximalwert annimmt.[[67]](#footnote-67)

* + 1. Weitere Teststatistiken

Zur Untersuchung der statistischen Unabhängigkeit wird Pearsons *χ*2-Test verwendet. Dieser überprüft die Unabhängigkeit zweier kategorischer Merkmale durch den Vergleich der beobachteten Verteilung mit der theoretisch erwarteten Verteilung. Wird die Nullhypothese abgelehnt, so sind die Merkmale statistisch voneinander abhängig. Dadurch wird in der folgenden Analyse die Abhängigkeit der Cluster von jeder Finanzierungsquelle bestimmt. Während der *χ*2-Wert keine Aussage über die Stärke der Abhängigkeit macht, wird diese von Cramers V berücksichtigt. Dieser nimmt den Wert 1 bei vollständiger Abhängigkeit und den Wert 0 bei vollständiger Unabhängigkeit an.[[68]](#footnote-68)

## Regressionsanalyse

1. Probit- und Logit-Modelle

Um die Auswirkung der Unternehmensgröße auf die Finanzierungsmuster zu untersuchen, wird folgend eine Regressionsanalyse verwendet. Der Prozess beschreibt die Analyse der Beziehungen zwischen einer oder mehreren unabhängigen Variable und einer (univariat) oder mehrerer (multivariat) abhängigen Variable.[[69]](#footnote-69) Zur Schätzung von binären abhängigen Variablen werden hauptsächlich Probit- und Logit-Modelle (logistische Regression) verwendet,[[70]](#footnote-70) welche im Folgenden beschrieben werden.

sei eine binäre abhängige Variable und ein Vektor unabhängiger Variablen mit den dazugehörigen Koeffizienten . So lässt sich der Zusammenhang mithilfe einer latenten Variable  in einem latenten linearen Modell interpretieren:

|  |  |
| --- | --- |
|  | (3) |
|  | (4) |

bildet dabei die Fehlervariable ab. Der Unterschied zwischen den beiden Methoden besteht darin, dass beim Probit-Modell standardnormalverteilt und beim Logit-Modell logistisch verteilt ist. Daraus ergibt sich für die bedingte Wahrscheinlichkeit , die das Eintreten von durch die für gegebene Werte von schätzt:[[71]](#footnote-71)

|  |  |
| --- | --- |
|  | (5) |

**Probit-Modell (standardnormalverteilt):**

|  |  |
| --- | --- |
|  | (6) |

**Logit-Modell (logistisch verteilt):**

|  |  |
| --- | --- |
|  | (7) |

Das Multivariate Probit-Model erweitert das univariate Probit-Model durch die gleichzeitige Analyse von mehreren korrelierten abhängigen Variablen[[72]](#footnote-72) (hier die einzelnen Finanzierungsmuster). Demnach eignet sich das Modell für die zugrundeliegende Datenstruktur und kommt als Regressionsverfahren zum Einsatz, dargestellt durch:

|  |  |
| --- | --- |
|  | (8) |
|  | (9) |

bei abhängigen Variablen mit , wobei multivariat-normalverteilt ist.[[73]](#footnote-73)

1. Interpretation der Ausgabe

Nominalskalierte Daten lassen sich in der Regression modellieren, indem für Ausprägungen Dummy-Variablen erzeugt werden, um eine perfekte lineare Abhängigkeit zu verhindern. Eine Dummy-Variable nimmt den Wert 1 an, falls die jeweilige Ausprägung zutrifft, und ist andernfalls gleich 0. Die übrigbleibende Ausprägung wird dabei als Referenzkategorie bezeichnet, zu der bei der Interpretation Vergleiche gezogen werden. Infolgedessen geben die Regressionskoeffizienten der Dummy-Variablen den Effekt auf die jeweilige abhängige Variable in Relation zur Referenzkategorie an. Sie zeigen demnach keine absoluten Abhängigkeiten, sondern lediglich einen Vergleich zur Referenzkategorie.[[74]](#footnote-74)

Die konkrete Definition dieser Dummy-Variablen und der dazugehörigen Referenzkategorien befinden sich im Abschnitt 1.4.2 Da die Unterschiede zwischen Kleinstunternehmen und größeren KMUs verdeutlicht werden sollen, werden zunächst die mittleren Unternehmen als Referenzgruppe definiert. Um zusätzlich die Unterschiede zu den kleinen Unternehmen herzustellen, wird ein -Test verwendet. Dieser überprüft, ob der Koeffizient der Kleinstunternehmen signifikant unterschiedlich zum Koeffizienten der kleinen Unternehmen ist.

Die Nichtlinearität der Probit- und Logit-Modelle erschwert die Interpretation der Koeffizienten. Die Wirkungen sind anders als bei der linearen Regression nicht konstant und ändern sich auch mit der abhängigen Variable. Somit kann man mit Hilfe des Vorzeichens und des Betrags der Koeffizienten nur Aussagen über die Richtung und den relativen Einfluss der Abhängigkeit treffen,[[75]](#footnote-75) jedoch nicht darüber, wie hoch die Änderung konkret ausfällt.[[76]](#footnote-76)

Neben den Koeffizienten werden die Standardfehler als Maß der Varianz der geschätzten Parameter bei unterschiedlichen Stichproben abgebildet und der Wald-Test zur Prüfung der statistischen Signifikanz der einzelnen unabhängige Variablen verwendet.

1. Zusätzliche Robustheitstests

Es werden zusätzlich als Robustheitstests univariate logistische Regressionen für jede abhängige Variable durchgeführt. Diese separate Modellierung hat den entscheidenden Nachteil, dass die Assoziation zwischen den abhängigen Variablen vernachlässigt wird. Daneben wird eine multinomiale logistische Regression durchgeführt, welche für zu schätzende Parameter nur abhängige Variablen benötigt. Die Koeffizienten drücken dabei den relativen Effekt auf die abhängige Variable bezüglich der Referenzkategorie aus[[77]](#footnote-77) (hier in der Analyse das Finanzierungsmuster *Innenfinanzierung*). Bei den Logit-Modellen können ergänzend noch die Odds-Ratio interpretiert werden, welche die Erhöhung der Chancen für das Eintreffen einer abhängigen Variable ausdrücken, falls die jeweilige unabhängige Variable den Wert 1 annimmt.[[78]](#footnote-78) Diese ergibt sich durch das Potenzieren des Koeffizienten zur Basis:

|  |  |
| --- | --- |
|  | (10) |

1. Regressionsvariablen

Tabelle 4 zeigt die Beschreibung aller in der Regression verwendeten Variablen. Die sechs Finanzierungsmuster, die als abhängige Variablen dienen, werden im folgenden Kapitel näher betrachtet. Um das Forschungsvorhaben zu überprüfen, wird die Unternehmensgröße für die unabhängigen Variablen verwendet.

Um zusätzliche Effekte zu berücksichtigen, wird eine Reihe an Kontrollvariablen einbezogen. Variablen auf Unternehmensebene werden implementiert, um für die Heterogenität zwischen den Unternehmen in der Stichprobe zu kontrollieren. Auf Unternehmensebene gehören unter anderem das *Unternehmensalter*, die *Gesellschafterstruktur* und *Probleme beim Zugang zu Finanzierungsquellen* dazu. So ergeben sich beispielsweise signifikante Veränderungen im Finanzierungsverhalten älterer Unternehmen. [[79]](#footnote-79) Ebenfalls wirkt sich die Gesellschafterstruktur auf die Finanzierung des Unternehmens aus.[[80]](#footnote-80) Die Probleme beim Zugang zu Finanzierungs-quellen beeinflussen zudem die Nutzung alternativer Finanzierungsformen.[[81]](#footnote-81) *Kapitalposition*, *Gewinn* und *erwarteter* *Umsatz* werden als Kontrollvariablen einbezogen, da es denkbar ist, dass diese die finanzielle Lage des Unternehmens widerspiegeln und die Anforderungen an die Finanzierungshöhe und -quellen des Unternehmens mit dem Unternehmenswachstum zusammenhängt. Außerdem werden Dummy-Variablen für die *Innovationstätigkeit* und *Branche* vergeben, da Unternehmen mit Forschungstätigkeiten Schwierigkeiten bei der Finanzierung ausgesetzt sind. Dadurch, dass Investitionen in Forschungstätigkeiten keine sicheren Renditen aufgrund von Rivalitäten und Unsicherheiten bezogen auf den Erfolg erzielen, kommt es zu Unterschieden in internen Ansprüchen und den Ansprüchen der entsprechenden Investoren.[[82]](#footnote-82) Dieser Punkt verdeutlicht ebenfalls die möglichen Unterschiede in den Finanzierungsquellen und -anforderungen verschiedener Branchen, welche auch in vorheriger Literatur festgestellt wurden.[[83]](#footnote-83) Da beträchtliche Abweichungen im Finanzierungsverhalten zwischen den Ländern existieren, [[84]](#footnote-84) werden ebenfalls Dummy-Variablen für jedes einzelne *Land* verwendet.

**Tabelle 4:** Beschreibung der Regressionsvariablen

eigene Darstellung nach Masiak et al. (2019), S. 310.

|  |  |
| --- | --- |
| **Variable** | **Beschreibung der binären Variablen** |
| *Unabhängige Variablen* |  |
| **Unternehmensgröße** |  |
| * Flexible Schuldenfinanzierung | 1 = Unternehmen weist das Finanzierungsmuster *flexible* *Schuldenfinanzierung* auf; 0 = andernfalls |
| * Darlehensfinanzierung | 1 = Unternehmen weist das Finanzierungsmuster *Darlehensfinanzierung* auf; 0 = andernfalls |
| * Finanzierung durch Lieferantenkredite | 1 = Unternehmen weist das Finanzierungsmuster *Finanzierung durch Lieferantenkredite* auf; 0 = andernfalls |
| * Staatlich subventionierte Finanzierung | 1 = Unternehmen weist das Finanzierungsmuster s*taatlich subventionierte Finanzierung* auf; 0 = andernfalls |
| * Asset-basierte Finanzierung | 1 = Unternehmen weist das Finanzierungsmuster *Asset-basierte Finanzierung* auf; 0 = andernfalls |
| * Innenfinanzierung | 1 = Unternehmen weist das Finanzierungsmuster *Innenfinanzierung* auf; 0 = andernfalls |
| *Unabhängige Variablen* |  |
| **Unternehmensgröße** |  |
| * Kleinstunternehmen | 1 = Unternehmen ist ein Kleinstunternehmen; 0 = andernfalls |
| * Kleine Unternehmen | 1 = Unternehmen ist ein kleines Unternehmen; 0 = andernfalls |
| * Mittlere Unternehmen | 1 = Unternehmen ist ein mittleres Unternehmen; 0 = andernfalls |
| *Kontrollvariablen* |  |
| **Unternehmensalter** |  |
| * <2 Jahre | 1 = Unternehmen ist nicht älter als 2 Jahre; 0 = andernfalls |
| * 2–4 Jahre | 1 = Unternehmen ist 2–4 Jahre alt; 0 = andernfalls |
| * 5–9 Jahre | 1 = Unternehmen ist 5–9 Jahre alt; 0 = andernfalls |
| * >9 Jahre | 1 = Unternehmen ist >9 Jahre alt; 0 = andernfalls |
| **Gesellschafterstruktur** |  |
| * VC / BA | 1 = Ein Venture Capitalist / Business Angel ist der größte Anteilseigner; 0 = andernfalls |
| * Familie / Entrepreneur | 1 = Familien / Entrepreneure sind die größten Anteilseigner;0 = andernfalls |
| * Sonstige | 1 = Sonstige Gesellschafter sind die größten Anteilseigner; 0 = andernfalls |
| * Einzelperson | 1 = Eine Einzelperson ist der größte Anteilseigner; 0 = andernfalls |
| * Andere Unternehmen / Geschäftspartner | 1 = Andere Unternehmen / Geschäftspartner sind die größten Anteilseigner; 0 = andernfalls |
| * Öffentliche Aktionäre | 1 = Öffentliche Aktionäre sind die größten Anteilseigner; 0 = andernfalls |
| **Kapitalposition** |  |
| * Gestiegen | 1 = Kapitalposition ist in den letzten sechs Monaten gestiegen; 0 = andernfalls |
| * Unverändert | 1 = Kapitalposition ist in den letzten sechs Monaten unverändert geblieben; 0 = andernfalls |
| * Verringert | 1 = Kapitalposition hat sich in den letzten sechs Monaten verringert; 0 = andernfalls |
| **Gewinn** |  |
| * Gestiegen | 1 = Gewinn ist in den letzten sechs Monaten gestiegen; 0 = andernfalls |
| * Unverändert | 1 = Gewinn ist in den letzten sechs Monaten unverändert geblieben; 0 = andernfalls |
| * Verringert | 1 = Gewinn hat sich in den letzten sechs Monaten verringert; 0 = andernfalls |
| **Erwarteter Umsatz** |  |
| * >20% Steigerung | 1 = Umsatz wird in den nächsten zwei bis drei Jahren um >20% steigen; 0 = andernfalls |
| * <20% Steigerung | 1 = Umsatz wird in den nächsten zwei bis drei Jahren um <20% steigen; 0 = andernfalls |
| * Gleich | 1 = Umsatz wird in den nächsten zwei bis drei Jahren gleichbleiben; 0 = andernfalls |
| * Verringerung | 1 = Umsatz wird in den nächsten zwei bis drei Jahren sich verringern; 0 = andernfalls |
| **Probleme beim Zugang zu Finanzierungsquellen** |  |
| * Geringe Bedeutung (1–3) | 1 = Probleme beim Zugang zu Finanzierungsquellen waren von geringer Bedeutung (1–3); 0 = andernfalls |
| * Mittlere Bedeutung (4–6) | 1 = Probleme beim Zugang zu Finanzierungsquellen waren von mittlerer Bedeutung (4–6); 0 = andernfalls |
| * Hohe Bedeutung (7–10) | 1 = Probleme beim Zugang zu Finanzierungsquellen waren von hoher Bedeutung (7–10); 0 = andernfalls |
| **Innovationstätigkeit** | 1 = Unternehmen hat in den letzten zwölf Monaten ein deutlich verbessertes Produkt / Service veröffentlicht; 0 = andernfalls |
| **Branche** | Variable für jede Branche (Industrie, Handel, Bauwesen, Service) |
| **Land** | Variable für jedes Land der EU-28 |

# Finanzierungsmuster und Hypothesen

## Ergebnisse der Clusteranalyse und daraus abgeleitete Finanzierungsmuster

Zur empirischen Herleitung der Finanzierungsmuster erfolgte eine Clusteranalyse basierend auf den elf verschiedenen Finanzierungsquellen. Dabei wurde auf einer Stichprobe mit 12.578 Unternehmen das Ward-Verfahren mit der Jaccard-Distanz verwendet. Im Kontrast zu den sieben identifizierten Finanzierungsmustern in Masiak et al. (2019) deuten das Elbow-Kriterium sowie das Kriterium von Ratkowsky / Lance beide auf eine optimale Clusterzahl von acht Clustern an, abgebildet in Anhang A.3 und A.4.

Tabelle 5 zeigt die Ergebnisse der Clusteranalyse und die daraus abgeleiteten Finanzierungsmuster, welche nachfolgend näher erläutert werden. Dabei sind alle Cluster statistisch signifikant in Abhängigkeit von jeder Finanzierungsquelle. Die Zusammensetzung der acht Cluster wird jeweils hauptsächlich von einer Finanzierungsquelle bestimmt , nach der auch das dazugehörige Finanzierungsmuster benannt wird. Die restlichen Clustervariablen Eigenkapital, Schuldverschreibungen sowie andere Finanzierungsquellen spielen lediglich eine geringfügige Rolle bei der Clusterbildung, da diese nur von wenigen Unternehmen verwendet werden.[[85]](#footnote-85)

**Cluster 1 (Gemischte Finanzierung mit Fokus auf andere Darlehen):** Dieses Cluster zeichnet sich durch eine große Bandbreite an Finanzierungsquellen aus, wobei der Fokus auf *anderen Darlehen* (95,5%) liegt. Zu diesen zählen beispielsweise Darlehen von Freunden und Familie, zugehörigen Unternehmen oder Anteilseignern. Die Finanzierungsquellen *Kreditlinien, Überziehung von Bankkonten und Kreditkarten* (51,6%), *Leasing, Ratenkauf und Factoring* (39,6%), *Lieferantenkredite* (30,0%), *Gewinnthesaurierung und Vermögensumschichtung* (22,4%), sowie *Bankdarlehen* (22,2%) weisen durchweg ein hohes Aufkommen auf. Mit 1.008 Unternehmen (8,0%) stellt dieses Cluster das Zweitkleinste dar.

**Tabelle 5:** Ergebnisse der Clusteranalyse und daraus abgeleitete Finanzierungsmuster

eigene Darstellung nach Masiak et al. (2019), S. 305.

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | | **Cluster / Finanzierungsmuster** | | | | | | | |  | | |  |
| **Finanzierungsquelle** | **Gemischte Finanzierung (andere Darlehen)**  **(1)** | | **Gemischte Finanzierung (Gewinn-thesaurierung) (2)** | **Staatlich subventionierte Finanzierung (3)** | **Flexible Schulden-finanzierung**  **(4)** | **Darlehens-finanzierung**  **(5)** | **Finanzierung durch Lieferanten-kredite**  **(6)** | **Asset-basierte Finanzierung**  **(7)** | **Innen-finanzierung**  **(8)** | | **Pearsons χ2** | **Creamers V** | |
| Gewinnthesaurierung und Vermögensumschichtung | 22,4% | | **87,0%** | 21,8% | 0,0% | 0,0% | 0,0% | 0,0% | 0,0% | | 8.532,5  \*\*\* | 0,824 | |
| Zuschüsse und subventionierte Bankdarlehen | 7,0% | | 3,3% | **100,0%** | 0,0% | 0,0% | 0,0% | 0,0% | 0,0% | | 10.959,4  \*\*\* | 0,933 | |
| Kreditlinien, Überziehung von Bankkonten und Kreditkarten | 51,6% | | 41,7% | 59,0% | **100,0%** | 60,9% | 48,8% | 41,5% | 0,0% | | 5.093,2  \*\*\* | 0,636 | |
| Bankdarlehen | 22,2% | | 20,8% | 43,8% | 0,0% | **100,0%** | 0,0% | 0,0% | 0,0% | | 7.757,6  \*\*\* | 0,785 | |
| Lieferantenkredite | 30,0% | | 30,3% | 29,5% | 0,0% | 24,1% | **100,0%** | 0,0% | 0,0% | | 6.432,7  \*\*\* | 0,715 | |
| Andere Darlehen | **95,5%** | | 3,0% | 1,5% | 0,0% | 0,0% | 0,0% | 0,0% | 0,0% | | 11.185,5  \*\*\* | 0,943 | |
| Schuldverschreibungen | 0,8% | | 6,5% | 0,5% | 0,0% | 0,0% | 0,0% | 0,0% | 0,0% | | 631,1  \*\*\* | 0,224 | |
| Eigenkapital | 0,9% | | 11,3% | 0,7% | 0,0% | 0,0% | 0,0% | 0,0% | 0,0% | | 1.138,9  \*\*\* | 0,301 | |
| Leasing, Ratenkauf und Factoring | 39,6% | | 37,3% | 43,1% | 0,0% | 41,4% | 39,1% | **100,0%** | 0,0% | | 5.880,0  \*\*\* | 0,684 | |
| Andere Finanzierungsquellen | 9,1% | | 0,7% | 0,7% | 0,0% | 0,0% | 0,0% | 0,0% | 0,0% | | 880,6  \*\*\* | 0,265 | |
| Innenfinanzierung | 0,0% | | 0,0% | 0,0% | 0,0% | 0,0% | 0,0% | 0,0% | **100,0%** | | 12.578,0  \*\*\* | 1 | |
| **N** | **1.008** | | **1.689** | **881** | **1.156** | **1.134** | **1.086** | **1.375** | **4.249** | |  |  | |
| **Anteil der Unternehmen** | **8,0%** | | **13,4%** | **7,0%** | **9,2%** | **9,0%** | **8,6%** | **10,9%** | **33,8%** | |  |  | |

N = 12.578; Pearsons *χ*2 Test: \*\*\*p < 0,01 \*\*p < 0,05 \*p < 0,1

**Cluster 2 (Gemischte Finanzierung mit Fokus auf Gewinnthesaurierung und Vermögensumschichtung):** Ähnlich wie Cluster 1 kennzeichnet sich auch dieses Cluster durch die häufige Verwendung der oben genannten Finanzierungsquellen. Der Fokus liegt hierbei auf *Gewinnthesaurierung und Vermögensumschichtung* (87,0%). Es beinhaltet 1.689 Unternehmen (13,4%) und ist somit das zweitgrößte Cluster.

**Cluster 3 (Staatlich subventionierte Finanzierung):** Das kleinste Cluster mit nur 881 Unternehmen (7,0%) baut auf staatliche Subvention durch *Zuschüsse und subventionierte Bankdarlehen* (100%) auf. Auch hier finden sich die oben erwähnten Finanzierungsquellen wieder, jedoch spielt Schuldenfinanzierung durch *Kreditlinien, Überziehung von Bankkonten und Kreditkarten* (59,0%) und *Bankdarlehen* (43,8%) verglichen zu den obigen beiden Clustern eine größere Rolle.

**Cluster 4 (Flexible Schuldenfinanzierung):** Sämtliche Unternehmen in diesem Cluster (1.156 Unternehmen, 9,2%) finanzieren sich ausschließlich durch kurzfristige Schulden in Form von *Kreditlinien, Überziehung von Bankkonten und Kreditkarten* (100%).

**Cluster 5 (Darlehensfinanzierung):** Dieses Cluster weist 1.134 Unternehmen (9,0%) auf, welche allesamt auf *Bankdarlehen* (100%) zurückgreifen. Zusätzlich stellen *Kreditlinien, Überziehung von Bankkonten und Kreditkarten* (60,9%), *Leasing, Ratenkauf und Factoring* (41,4%) sowie *Lieferantenkredite* (24,1%) weitere wichtige Finanzierungsquellen dar.

**Cluster 6 (Finanzierung durch Lieferantenkredite):** Die Finanzierung erfolgt bei den 1.086 Unternehmen (8,6%) hauptsächlich durch *Lieferantenkredite* (100%). Ferner werden *Kreditlinien, Überziehung von Bankkonten und Kreditkarten* (48,8%) sowie *Leasing, Ratenkauf und Factoring* (39,1%) verwendet.

**Cluster 7 (Asset-basierte Finanzierung):** In diesem Cluster finanzieren sich alle 1.375 Unternehmen (10,9%) durch Asset-basierte Finanzierung in Form von *Leasing, Ratenkauf und Factoring* (100%). Die einzig andere Finanzierungsquelle bilden *Kreditlinien, Überziehung von Bankkonten und Kreditkarten* (41,5%).

**Cluster 8 (Innenfinanzierung):** Mit 4.249 Unternehmen (33,8%) handelt es sich hierbei um das größte Cluster. Diese nutzen ausschließlich *Innenfinanzierung* (100%) und greifen weder auf externe Finanzierungsquellen noch auf *Gewinnthesaurierung und Vermögensumschichtung* zurück.

Im Vergleich zu den sieben Clustern aus Masiak et al. (2019) (basierend auf der SAFE Umfrage 2015H1) ist festzustellen, dass in dieser Analyse zwei Cluster mit Fokus auf Schuldenfinanzierung („Flexible Schuldenfinanzierung“ und „Darlehensfinanzierung“) auftreten, während in der SAFE Umfrage 2015H1 nur das vergleichbare Finanzierungsmuster „Schuldenfinanzierung“ vorliegt, überwiegend zusammengesetzt aus *Kreditlinien, Überziehung von Bankkonten* *und Kreditkarten* (82,2%) und *Bank-darlehen* (45,2%). Die zusätzliche Aufteilung der beiden Schuldenarten in verschiedene Cluster steht im Einklang mit den Finanzierungsmustern aus Moritz et al. (2016). Darüber hinaus sind *Kreditlinien, Überziehung von Bankkonten* *und Kreditkarten* (51,7%) und *Bankdarlehen* (24,8%) im Cluster „Finanzierung durch Lieferanten-kredite“ in Masiak et al. (2019) von hoher Bedeutung, wohingegen diese beiden Finanzierungsquellen hier im selben Cluster nicht verwendet werden. Diese Unterschiede könnten auf Abweichungen in der verwendeten Methodik beim Distanzmaß sowie bei der Bestimmung der optimalen Clusterzahl zurückzuführen sein. Die Zusammensetzung der restlichen Cluster weist hingegen eine große Ähnlichkeit zueinander auf und deutet somit auf eine hohe zeitliche Stabilität der Finanzierungsmuster.

## Hypothesen

Die acht Finanzierungsmuster stellen die Grundlage für die Hypothesen und die damit einhergehende Regressionsanalyse dar. Dabei werden Unterschiede zwischen Kleinstunternehmen und größeren KMUs bei den folgenden Finanzierungsmustern untersucht: „Flexible Schuldenfinanzierung“, „Darlehensfinanzierung“, „Finanzierung durch Lieferantenkredite“, „Gemischte Finanzierung mit Fokus auf staatlich subventionierte Finanzierung“, „Asset-basierte Finanzierung“ und „Innenfinanzierung“. Durch die Unterschiede in den Finanzierungsmustern wird hier auch im Vergleich zu Masiak et al. (2019) die Hypothese bezüglich Schuldenfinanzierung in „Flexible Schuldenfinanzierung“ und „Darlehensfinanzierung“ aufgeteilt.[[86]](#footnote-86)

**H1:** Kleinstunternehmen weisen seltener das Finanzierungsmuster „Darlehensfinanzierung“ auf als größere KMUs

Im Finanzierungsmuster „Darlehensfinanzierung“ verwenden alle Unternehmen die Finanzierungsquelle *Bankdarlehen*. Vorherige Veröffentlichungen haben ergeben, dass Kleinstunternehmen oftmals Komplikationen beim Beantragen von Darlehen erfahren und dass diese häufig abgelehnt werden.[[87]](#footnote-87) Durch die höhere Intransparenz und somit auch größere Informationsasymmetrie und höhere Informationskosten bei kleinerer Unternehmensgröße sind Banken üblicherweise widerwilliger, Darlehen zu gewähren.[[88]](#footnote-88) So ist der Mangel an zuverlässigen Informationen mit höheren Überwachungskosten bei Banken verbunden.[[89]](#footnote-89) Diese Kosten können durch höhere Zinsen auf die Unternehmen übertragen werden,[[90]](#footnote-90) wobei es für kleinere Unternehmen durch beträchtliche fixe Transaktionskosten proportional teurer wäre.[[91]](#footnote-91) Alternativ können diese auch durch Hinterlegungen substituiert werden.[[92]](#footnote-92) Allerdings können durch limitiertes Sachanlagevermögen diese Hinterlegungen nur bedingt zur Verfügung gestellt werden können, teilweise durch das Privateigentum von Geschäftsführern oder von Freunden und Geschäftspartnern.[[93]](#footnote-93) Diese Restriktionen suggerieren, dass Kleinstunternehmen seltenerer Darlehensfinanzierung verwenden als größere KMUs.

**H2:** Kleinstunternehmen weisen häufiger das Finanzierungsmuster „Flexible Schuldenfinanzierung“ auf als größere KMUs

*Kreditlinien, Überziehung von Bankkonten und Kreditkarten* stellen die einzige Finanzierungsquelle dar, die im Cluster „Flexible Schuldenfinanzierung“ verwendet werden. Diese kurzfristige Finanzierungsquelle kann flexibel in Anspruch genommen werden, erfordert in der Regel geringere Hinterlegungen und ist daher attraktiver für kleinere Unternehmen.[[94]](#footnote-94) Ferner deuten Komplikationen bei Darlehensanträgen darauf hin, dass kleinere Unternehmen eher kurzfristige als langfristige Schulden bevorzugen.[[95]](#footnote-95) Dies steht auch im Einklang mit der Pecking-Order-Theorie nach Meyers / Majluf (1984), aus der abgeleitet wird, dass Unternehmen aufgrund von Informationsasymmetrien zunächst interne Mittel ausschöpfen, gefolgt von kurzfristigen Schulden und anschließend langfristige Schulen. Erst wenn diese Optionen ausgeschöpft sind, wird externes Eigenkapital generiert, da diese Finanzierungsquelle die höchsten Informationskosten mit sich bringt. Dies ist besonders relevant für kleinere Unternehmen, da die Kosten für externes Eigenkapital demnach höher ausfallen.[[96]](#footnote-96) Daher wird vermutet, dass Kleinstunternehmen eher auf flexible Schuldenfinanzierung durch *Kreditlinien, Überziehung von Bankkonten und Kreditkarten* setzen als größere KMUs.

**H3:** Kleinstunternehmen weisen seltener das Finanzierungsmuster „Finanzierung durch Lieferantenkredite“ auf als größere KMUs

Lieferantenkredite stellen eine Form der kurzfristigen Schuldenfinanzierung dar, welche anstelle von Finanzinstituten von Lieferanten gewährt werden. Dabei bewilligt ein Lieferant dem Kunden eine Fristverschiebung der Zahlung, wobei bei vorzeitiger Rück-zahlung ein Skonto gewährt wird. Die Höhe des Skontos repräsentiert gleichzeitig die implizierte Zinsrate, welche deutlich höher als bei Schuldenfinanzierung durch Finanz-instituten ausfällt.[[97]](#footnote-97) Zudem stellen kleinere Unternehmen durch die oben aufgeführten Probleme bezüglich Informationsasymmetrie ein höheres Risiko für die Lieferanten dar.[[98]](#footnote-98) Aufgrund dessen ist zu vermuten, dass Kleinstunternehmen seltener auf Lieferantenkredite zurückgreifen als größere KMUs.

**H4:** Kleinstunternehmen weisen seltener das Finanzierungsmuster „Staatlich subventionierte Finanzierung“ auf als größere KMUs

Staatlich subventioniere Zuschüsse sind oftmals mit einem hohen bürokratischen Aufwand verbunden. Zudem scheint bei Kleinstunternehmen eine Informationslücke bezüglich der Verfügbarkeit von Zuschüssen zu existieren.[[99]](#footnote-99) Dies deutet an, dass Kleinstunternehmen seltener durch Zuschüsse finanziert sind als größere KMUs.

**H5:** Kleinstunternehmen weisen seltener das Finanzierungsmuster „Asset-basierte Finanzierung“ auf als größere KMUs

*Leasing, Ratenkauf und Factoring* stellen allesamt Formen der Asset-basierten Finanzierung dar. Beim Leasing überlässt der Vermieter dem Mieter einen Vermögenswert für eine bestimmte Frist, wobei der Unterschied zum Mieten darin besteht, dass das wirtschaftliche Eigentum beim Vermieter bleibt.[[100]](#footnote-100) Zudem ist Leasing mit der Minderung von Agentenkosten verbunden, welche üblicherweise durch Interessenkonflikte zwischen Management und Anteilseignern entstehen, und eher bei größeren Unternehmen auftreten. Dies deutet darauf hin, dass größere Unternehmen häufiger Leasing verwenden als Kleinere.[[101]](#footnote-101)

Beim Factoring verkaufen Unternehmen Forderungstitel an Factoringinstitute, wobei die Höhe der Forderung mit einem Abschlag zeitnah an das verkaufende Unternehmen gezahlt wird. Durch diesen Abschlag ist Factoring üblicherweise mit höheren Kosten verbunden im Vergleich zu Bankkrediten oder -darlehen.[[102]](#footnote-102) Zudem scheinen bei Kleinstunternehmen Schwierigkeiten beim Zugang zu Factoring aufzutreten.[[103]](#footnote-103) So ist zu vermuten, dass Kleinstunternehmen seltener Factoring verwenden als größere KMUs.

**H6:** Kleinstunternehmen weisen häufiger das Finanzierungsmuster „Innenfinanzierung“ auf als größere KMUs

Das Finanzierungsmuster „Innenfinanzierung“ beinhaltet alle Unternehmen, welche weder externe Finanzierungsquellen nutzen, noch auf *Gewinnthesaurierung und Vermögensumschichtung* zurückgreifen. Diese Unternehmen verwenden somit beispielsweise Finanzierung aus Rückstellungen, Abschreibungen, Kapitalfreisetzung oder stillen Reserven. Im Einklang mit vorheriger Literatur sowie mit den oben aufgeführten Schwierigkeiten bei externen Finanzierungsquellen ist zu vermuten, dass sich Kleinstunternehmen eher ausschließlich durch interne Mittel finanzieren als größere KMUs.

# Regressionsergebnisse

## Hauptergebnisse

Die Ergebnisse des multivariaten Probit Modells sind in Tabelle 6 aufgeführt. Dabei werden die Regressionskoeffizienten sowie die Standardfehler in Klammern angegeben. Die dazugehörigen Korrelationskoeffizienten *ρ* der Residuen der abhängigen Variablen befinden sich in Anhang B.3. Zusätzlich werden die Ergebnisse des -Tests zur Untersuchung der statistischen Gleichheit zwischen den Koeffizienten der Kleinstunternehmen und denen der kleinen Unternehmen dargestellt.[[104]](#footnote-104)

Die Regressionsergebnisse bestätigen alle sechs aufgestellten Hypothesen. So weisen Kleinstunternehmen mit geringer Wahrscheinlichkeit das Finanzierungsmuster „Darlehensfinanzierung“ auf als kleine () und mittlere Unternehmen (). Dies unterstützt Hypothese H1. Darüber hinaus befinden sich Kleinstunternehmen eher im Finanzierungsmuster „Flexible Schuldenfinanzierung“ als größere KMUs (), was Hypothese H2 stützt. Ferner gehören Kleinstunternehmen seltener dem Finanzierungsmuster „Finanzierung durch Lieferantenkredite“ an als größere KMUs (), wodurch Hypothese H3 unterstützt wird. Außerdem unterstützen sowohl die Regression (), als auch der -Test () die Hypothese H4. Dadurch, dass Kleinstunternehmen mit höherer Wahrscheinlichkeit dem Finanzierungsmuster „Asset-basierte Finanzierung“ zugehören als kleine () und mittlere Unternehmen (), stützen diese Ergebnisse Hypothese H5. Zuletzt wird auch Hypothese H6 dadurch gestützt, dass Kleinstunternehmen häufiger dem Finanzierungsmuster „Innenfinanzierung“ zugehören als größere KMUs (). Alle Koeffizienten der Kleinstunternehmen sind dabei statistisch signifikant ().

**Tabelle 6:** Ergebnisse des multivariaten Probit-Models

eigene Darstellung nach Masiak et al. (2019), S. 311 f.

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Variable** | **Darlehen**  **H1** | **Flexible Schulden**  **H2** | **Lieferanten-kredite**  **H3** | **Zuschüsse**  **H4** | **Asset- basiert**  **H5** | **Innen-finanzierung**  **H6** |
| *Unabhängige Variablen* |  |  |  |  |  |  |
| **Unternehmensgröße** |  |  |  |  |  |  |
| * Kleinstunternehmen | -0,385\*\*\* (0,045) | 0,291\*\*\* (0,045) | -0,228\*\*\* (0,046) | -0,420\*\*\* (0,050) | -0,240\*\*\* (0,042) | 0,699\*\*\* (0,033) |
| * Kleine Unternehmen | -0,122\*\*\* (0,041) | 0,113\*\* (0,044) | -0,114\*\*\* (0,044) | -0,203\*\*\* (0,044) | -0,003 (0,038) | 0,348\*\*\* (0,032) |
| * Mittlere Unternehmen (Referenzgruppe) |  |  |  |  |  |  |
| *Ergebnisse des t-Tests* | p < 0,01 | p < 0,01 | p < 0,05 | p < 0,01 | p < 0,01 | p < 0,01 |
| *Kontrollvariablen* |  |  |  |  |  |  |
| **Unternehmensalter** |  |  |  |  |  |  |
| * <2 Jahre | 0,064 (0,150) | -0,562\*\*\* (0,208) | -0,241 (0,190) | 0,049 (0,170) | 0,036 (0,147) | 0,023 (0,108) |
| * 2–4 Jahre | -0,145 (0,104) | -0,106 (0,095) | 0,000 (0,098) | -0,177 (0,118) | 0,057 (0,087) | 0,046 (0,067) |
| * 5–9 Jahre | -0,144\*\* (0,063) | 0,039 (0,054) | 0,074 (0,059) | -0,029 (0,065) | -0,003 (0,054) | -0,014 (0,041) |
| * >9 Jahre (Referenzgruppe) |  |  |  |  |  |  |
| **Gesellschafterstruktur** |  |  |  |  |  |  |
| * VC / BA | 0,236 (0,223) | -0,135 (0,242) | 0,114 (0,215) | -0,150 (0,228) | 0,186 (0,171) | -0,548\*\*\* (0,174) |
| * Familie / Entrepreneur | 0,283\*\* (0,120) | 0,078 (0,115) | 0,115 (0,114) | 0,056 (0,115) | -0,119 (0,092) | -0,226\*\*\* (0,078) |
| * Sonstige | 0,281\* (0,146) | 0,167 (0,141) | -0,266\* (0,154) | 0,193 (0,139) | -0,261\*\* (0,123) | 0,069 (0,097) |
| * Einzelperson | 0,356\*\*\* (0,120) | 0,092 (0,115) | 0,048 (0,114) | -0,066 (0,116) | -0,092 (0,092) | -0,078 (0,078) |
| * Andere Unternehmen / Geschäftspartner | 0,161 (0,124) | 0,078 (0,120) | 0,089 (0,119) | -0,191 (0,121) | -0,103 (0,096) | -0,181\*\* (0,081) |
| * Öffentliche Aktionäre (Referenzgruppe) |  |  |  |  |  |  |

**Tabelle 6 (fortgesetzt):**

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Variable** | **Darlehen**  **H1** | **Flexible Schulden**  **H2** | **Lieferanten-kredite**  **H3** | **Zuschüsse**  **H4** | **Asset- basiert**  **H5** | **Innen-finanzierung**  **H6** |
| **Kapitalposition** |  |  |  |  |  |  |
| * Gestiegen | 0,083 (0,073) | -0,060 (0,068) | -0,146\*\* (0,072) | 0,070 (0,078) | 0,013 (0,067) | -0,008 (0,052) |
| * Unverändert | 0,112\* (0,066) | -0,041 (0,061) | -0,061 (0,063) | -0,019 (0,071) | 0,056 (0,061) | 0,144\*\*\* (0,047) |
| * Verringert (Referenzgruppe) |  |  |  |  |  |  |
| **Gewinn** |  |  |  |  |  |  |
| * Gestiegen | 0,034 (0,047) | -0,077\* (0,047) | 0,042 (0,049) | 0,014 (0,050) | 0,097\*\* (0,044) | 0,025 (0,034) |
| * Unverändert | -0,014 (0,043) | -0,026 (0,041) | 0,021 (0,044) | -0,026 (0,046) | 0,062 (0,040) | 0,140\*\*\* (0,030) |
| * Verringert (Referenzgruppe) |  |  |  |  |  |  |
| **Erwarteter Umsatz** |  |  |  |  |  |  |
| * >20% Steigerung | 0,131 (0,087) | -0,032 (0,081) | 0,051 (0,085) | 0,186\*\* (0,092) | -0,027 (0,078) | -0,251\*\*\* (0,059) |
| * <20% Steigerung | 0,156\*\* (0,068) | 0,001 (0,060) | 0,049 (0,066) | 0,125\* (0,073) | 0,018 (0,059) | -0,196\*\*\* (0,044) |
| * Gleich | 0,124\* (0,071) | -0,025 (0,063) | 0,009 (0,069) | 0,031 (0,077) | 0,051 (0,061) | -0,089\*\* (0,045) |
| * Verringerung (Referenzgruppe) |  |  |  |  |  |  |
| **Probleme beim Zugang zu Finanzierungsquellen** |  |  |  |  |  |  |
| * Geringe Bedeutung (1–3) | -0,502\*\*\* (0,041) | -0,282\*\*\* (0,040) | -0,002 (0,043) | -0,421\*\*\* (0,044) | 0,023 (0,039) | 0,660\*\*\* (0,030) |
| * Mittlere Bedeutung (4–6) | -0,104\*\* (0,042) | -0,010 (0,043) | 0,060 (0,047) | -0,095\*\* (0,045) | 0,105\*\* (0,043) | 0,205\*\*\* (0,034) |
| * Hohe Bedeutung (7–10) (Referenzgruppe) |  |  |  |  |  |  |
| **Innovationstätigkeit** | -0,016 (0,038) | -0,089\*\* (0,038) | 0,000 (0,039) | 0,196\*\*\* (0,039) | 0,055 (0,035) | -0,150\*\*\* (0,027) |
| **Branche** | *Variablen berücksichtigt* | | | | | |
| **Land** | *Variablen berücksichtigt* | | | | | |
| **N** | 12.578 |  |  |  |  |  |
| **Log-Likelihood** | -23978,1 |  |  |  |  |  |
| **Walds χ2 (300)** | 3887,2 |  |  |  |  |  |

Multivariates Probit Model; Standardfehler sind in Klammern angegeben; Wald-Test: \*\*\*p < 0,01 \*\*p < 0,05 \*p < 0,1

## Weitere Regressionsergebnisse

Darüber hinaus ergeben sich mehrere Kontrollvariablen, welche einen statistisch signifikanten Effekt auf die einzelnen Finanzierungsmuster haben. So sind junge Unternehmen (Unternehmensalter < 2 Jahre) seltener finanziert durch „Flexible Schuldenfinanzierung“ als Unternehmen, die schon seit mehr als neun Jahren existieren (). Bezogen auf die Gesellschafterstruktur ist auffällig, dass Unternehmen, bei denen größten Anteileigner Venture Capitalists / Business Angels () und Familien / Entrepreneure () sind, seltener Innenfinanzierung nutzen als Unternehmen, bei denen die größten Anteilseigner öffentliche Aktionäre sind. Verglichen dazu sind Einzelunternehmen häufiger durch Darlehen finanziert (). Des Weiteren ist es wahrscheinlicher, dass Unternehmen, diein den letzten zwölf Monaten ein deutlich verbessertes Produkt / Service veröffentlicht haben, Zuschüsse erhalten (). Gleichzeitig weisen diese Unternehmen seltener das Finanzierungsmuster „Innenfinanzierung“ auf ().

## Ergebnisse der Robustheitstests

Die Ergebnisse der Robustheitstests sind in Anhang B.4 und B.5 aufgeführt. Im Einklang mit den Hauptergebnissen bestätigen die unabhängigen univariaten logistischen Regressionen alle Hypothesen durch die Vorzeichen der Koeffizienten der unabhängigen Variablen und durch die Ergebnisse der -Tests. Zusätzlich deutet die multinomiale logistische Regression mit der Referenzgruppe „Innen-finanzierung“ darauf hin, dass Kleinstunternehmen eher dem Cluster „Innenfinanzierung“ zugehören, verglichen mit den anderen Finanzierungsmustern. Konkret ist das Verhältnis dafür, dass ein Kleinstunternehmen „Darlehens-finanzierung“ ausweist verglichen mit „Innenfinanzierung“, gleich der Odds-Ratio . Analog dazu lassen sich für die anderen Finanzierungsmuster die Odds-Ratios interpretieren: „Flexible Schuldenfinanzierung“ (), „Finanzierung durch Lieferantenkredite“ (), "Staatlich subventionierte Finanzierung" (), „Asset-basierte Finanzierung“ ().

# Diskussion der Ergebnisse

## Interpretation der Ergebnisse

Die Ergebnisse der Analyse deuten darauf hin, dass sich die Finanzierungsmuster von Kleinstunternehmen im Vergleich zu kleinen und mittleren signifikant unterscheiden. So verwenden Kleinstunternehmen eher Innenfinanzierung und flexible Schuldenfinanzierung als Darlehen, Lieferantenkredite, Zuschüsse und Asset-basierte Finanzierungsformen. Dies steht im Einklang mit den aufgestellten Hypothesen sowie mit der vorherigen Literatur bezüglich der Finanzierung von KMUs.[[105]](#footnote-105)

Die Erkenntnis, dass Kleinstunternehmen flexible Schuldenfinanzierung kurzfristiger Natur vor langfristigen Bankdarlehen bevorzugen, stellt einen wesentlichen Unterschied zu Masiak et al. (2019) dar. Während die restlichen Ergebnisse übereinstimmen, konnte dort aufgrund der anderen Clusterzuordnung die Hypothese, dass Kleinstunternehmen seltener das Finanzierungsmuster „Schuldenfinanzierung“ aufweisen, nicht bestätigt werden. Moritz et al. (2019: 305 f.) argumentieren, dass Kleinstunternehmen durch den hohen bürokratischen Aufwand beim Beantragen von Bankfinanzierung höhere nachfrageseitige Kosten bei begrenzten Ressourcen entstehen. Allerdings besteht dort das zugrundeliegende Cluster „Schuldenfinanzierung“ größtenteils aus Kreditlinien, Überziehung von Bankkonten und Kreditkarten (82,2%), während Bankdarlehen nur 45,2% ausmachen.[[106]](#footnote-106) Die Begründung durch den hohen Aufwand trifft nicht zwingend bei den flexiblen Schuldenfinanzierungsformen zu und bezieht sich eher auf Darlehensanträge, jedoch wird der Unterschied zwischen den beiden Finanzierungsquellen in der Analyse vernachlässigt. Diese Diskrepanz liefert einen Erklärungsansatz für die nicht bestätigte Hypothese und untermauert die Wichtigkeit der Unterscheidung zwischen den Finanzierungsmuster „Flexible Schulden-finanzierung“ und „Darlehensfinanzierung“. Die Erkenntnis steht zusätzlich im Einklang mit vorherigen Veröffentlichungen, welche die Schwierigkeiten bei Darlehensanträgen für kleinere Unternehmen beobachtet haben.[[107]](#footnote-107) Außerdem korrespondieren die Ergebnisse mit der Pecking-Order-Theorie, dass kleinere Unternehmen Innenfinanzierung gegenüber Schuldenfinanzierung und kurzfristige Schulden gegenüber langfristigen Schulden bevorzugen. [[108]](#footnote-108)

Dass Kleinstunternehmen seltener durch Subventionen finanziert sind, resultiert möglicherweise aus der in Daskalakis et al. (2013) festgestellten Informationslücke bezüglich der Verfügbarkeit von Zuschüssen.[[109]](#footnote-109)

Außerdem deutet eine seltenere Nutzung von Lieferantenkrediten und Asset-basierten Finanzierungsformen sowie die häufigere Verwendung von Innenfinanzierung darauf hin, dass Kleinstunternehmen Komplikationen beim Erlangen externer Finanzierung haben. Die höhere Informationsasymmetrie und die damit einhergehenden Probleme wie Moral Hazard und adverse Selektion haben zur Folge, dass Kleinstunternehmen auf höhere Kosten und häufigere Ablehnung bei verschiedenen externen Finanzierungsquellen stoßen.[[110]](#footnote-110) Dieser Zusammenhang wird durch die Ergebnisse unterstützt.

Ferner sind statistisch signifikante Erkenntnisse basierend auf den Kontrollvariablen zu finden. So nutzen jüngere Unternehmen seltener flexible Schuldenfinanzierung als Ältere. Dies steht im Einklang mit Chavis et al. (2011), wonach bei kleineren Unternehmen die Verwendung von informeller Finanzierung im Laufe der Zeit durch Bankenfinanzierung substituiert wird. So spielen Informationsasymmetrien bei jüngeren Unternehmen eine größere Rolle.[[111]](#footnote-111)

Außerdem nutzen Unternehmen, bei denen die größten Anteileigner Venture Capitalists / Business Angels und Familien / Entrepreneure sind, seltener Innenfinanzierung. Es ist intuitiv, dass VC / BAs Eigenkapital einbringen während im Falle von Familien / Entrepreneuren informelle Finanzierungsquellen, wie etwa Darlehen von Freunden und Familie, zugehörigen Unternehmen oder Anteilseignern häufiger verwenden werden. Durch die seltene Verwendung dieser Finanzierungsquellen konnte dieser konkrete Zusammenhang nicht explizit überprüft werden, stellt jedoch einen Ausblick für die künftige Forschung dar.

Zusätzlich ist es auffällig, dass Unternehmen, die ein in den letzten zwölf Monaten ein deutlich verbessertes Produkt / Service veröffentlicht haben, häufiger Zuschüsse erhalten und seltener innenfinanziert sind. Es liegt nahe, dass solche Unternehmen einen hohen Bedarf an Forschungs- und Entwicklungsinvestitionen haben, welcher nicht durch interne Mittel gedeckt werden kann. Dazu werden innovative Unternehmen häufig durch die öffentliche Hand subventioniert aufgrund der fehlenden Anreize des privaten Sektors.[[112]](#footnote-112)

## Limitationen und Ausblick

Aufgrund der Natur einer Umfrage als Möglichkeit der Datenerhebung, ergeben sich Schwierigkeiten durch mögliche Verzerrungen in der Beantwortung der Umfrage. In Anbetracht der freiwilligen Teilnahme der befragten Unternehmen, somit auch der möglichen Aussagekraft dieser Teilnahme und der nicht-Kontrollierbarkeit der Antworten kann keine Aussage über die Genauigkeit der Ergebnisse getroffen werden. Zudem erfolgt durch die Umfrage keine Angabe über die Höhe und die Häufigkeit der Finanzierungsquellen der einzelnen Unternehmen.

Des Weiteren umfasst die Analyse lediglich Finanzierungsquellen der letzten sechs Monate und ist damit gegebenenfalls nicht repräsentativ für die langfristige Finanzierungsmuster der Unternehmen und beinhalten eventuelle kurzfristige mikro- und makroökonomische Beeinflussungen. Für eine Aussage hierüber, müsste die Analyse einen längeren Zeitraum umfassen. Ebenfalls unterscheidet sich die Verteilung nach Unternehmensgröße in der Stichprobe signifikant von der Grundgesamtheit, was in der Analyse nicht berücksichtigt wurde.[[113]](#footnote-113)

Bezogen speziell auf die Methodik zur Beantwortung der Forschungsfrage stellt die Clusterzuordnung eine Limitation dar, da die Erkenntnisse der Regression auf der Methodik der Clusteranalyse beruht. So entsteht unter anderem durch eine unterschiedliche Anzahl der Cluster eine andere Clusterzuordnung, die wiederum andere Forschungsergebnisse hervorrufen kann, wie im Vergleich mit Masiak et al. (2019) und Moritz et al. (2016) sichtbar wird.

Ein Ausblick für die künftige Forschung wäre eine Analyse der Bilanzen einzelner Unternehmen, um Aufschluss über die Häufigkeit, Höhe, als auch die relative Wichtigkeit der jeweiligen Finanzierungsquellen unter Berücksichtigung der Unternehmensgröße zu erhalten.

Um die Stabilität der Finanzierungsmuster in der langen Frist zu analysieren, könnten Paneldaten untersucht werden, die zudem Einflüsse wie das Alter der Unternehmen inkorporieren, ähnlich wie in Chavis et al. (2011). So können Substitutionseffekte und sonstige Änderungen im Finanzierungsverhalten im Zusammenhang mit unter anderem Unternehmensgröße und -alter analysiert werden.

Ein weiterer möglicher Ausblick für die künftige Forschung ist die globale Ausweitung der Umfrage. Für eine Validität der Ergebnisse bezogen auf die Finanzierung von Kleinstunternehmen im Vergleich zu kleinen und mittleren Unternehmen in ihrer Gesamtheit, müsste die Umfrage global ausgeweitet werden, da diese Finanzierungsquellen länderabhängig sein könnten. Beispielsweise stellen Mikrokredite in Schwellenländern eine wichtige Finanzierungsquelle dar und entwickeln sich auch zunehmend in Europa.[[114]](#footnote-114) Diese werden jedoch in der SAFE Umfrage nicht gesondert analysiert. Für die mögliche Ausweitung der Umfrage, als auch für den vorliegenden SAFE Datensatz wird weiterführend empfohlen länderspezifische makroökonomische Kontrollvariablen in die Regression einzuführen, um für die Heterogenität der Länderentwicklungen zu kontrollieren.

Die COVID-19 Pandemie hat neue Forschungsstränge in diversen Disziplinen eröffnet, mitunter die Möglichkeit der Erforschung der Anforderungen der Pandemie an die Liquidität von Unternehmen jeglicher Größe. Wie bereits im [Abschnitt](file:///C:\Users\anton\Downloads\Finanzierungsmuster%20von%20Kleinstunternehmen%20im%20Vergleich%20zu%20kleinen%20und%20mittleren%20Unternehmen_vJB.docx#_Datenquelle_und_Aufbau) 3.1 erwähnt, werden in der Literatur unter anderem bereits die Finanzierungsmaßnahmen während der Pandemie und die politischen Interventionen zur Stabilisierung der Wirtschaft diskutiert.[[115]](#footnote-115) Ein Vorschlag für die künftige Forschung wäre der Fokus auf die Finanzierungsmuster der KMUs über die gesamte, gegenwärtig noch andauernde, Länge der Pandemie, um die Möglichkeiten der Auswirkungen auf Unternehmen dieser Größe und die staatlichen Maßnahmen und deren Effektivität zu erläutern. Dies wäre gerade im Hinblick auf den Ursprung der Krise interessant, da diese im Vergleich zu vorherigen Krisen nicht im Finanzsektor entstand.[[116]](#footnote-116) Es würde ebenfalls, aufgrund der phasenartigen Entwicklung der Pandemie, die kurz- und langfristigen Reaktionen der Unternehmen auf konkrete Maßnahmen aufzeigen können.

# Zusammenfassung und Fazit

Im Verlauf dieser Arbeit wurden die Unterschiede der Finanzierungsmuster von Kleinstunternehmen im Vergleich zu kleinen und mittleren Unternehmen untersucht.

Dabei wurden zunächst in Kapitel 2 in einer Literaturübersicht die Merkmale von Kleinstunternehmen sowie die bisherige Literatur zu deren Finanzierung dargestellt. So werden diese durch höhere Informationsasymmetrien häufiger bei Darlehensanträgen abgelehnt und verzichten oftmals externe Finanzierungsquellen.

In Kapitel 3 wurden der SAFE Datensatz, die Clusteranalyse und die Regressionsanalyse ausführlich dargestellt. Hierbei ist zu beachten, dass das verwendete Distanzmaß und die Bestimmung der optimalen Clusterzahl von der Methodik in Masiak et al. (2019) abweichen.

Kapitel 4 zeigte die Ergebnisse der Clusteranalyse. Aus den Clustern wurden Finanzierungsmuster abgeleitet, die wiederum die Grundlage für die Hypothesen bildeten. Durch die unterschiedliche Clusterzuordnung bei den Finanzierungsmustern „Flexible Schuldenfinanzierung“ und „Darlehensfinanzierung“ wurden darauf aufbauend auch abweichende Hypothesen formuliert im Vergleich zu Masiak et al. (2019).

Die Ergebnisse der Regressionsanalyse wurden in Kapitel 5 dargestellt. Diese haben alle Hypothesen unterstützt und deuteten darauf hin, dass Kleinstunternehmen eher Innenfinanzierung und flexible Schuldenfinanzierung verwenden als Darlehen, Lieferantenkredite, Zuschüsse und Asset-basierte Finanzierungsformen.

Die Interpretation dieser Erkenntnisse erfolgte in Kapitel 6. Dort wurden die Unterschiede zu Masiak et al. (2019) diskutiert und Verbindungen zur bestehenden Literatur hergestellt.

Zusammenfassend wurde durch das Forschungsvorhaben gezeigt, dass sich die Finanzierungsmuster der Kleinstunternehmen signifikant von kleinen und mittleren Unternehmen unterscheiden. Durch höhere Informationsasymmetrien stoßen Kleinstunternehmen häufiger auf Schwierigkeiten in der externen Finanzierung und greifen häufiger auf interne Mittel zurück. Zudem konnte gezeigt werden, dass Kleinstunternehmen häufiger Kreditlinien, Überziehung von Bankkonten und Kreditkarten in Anspruch nehmen und seltener Darlehensfinanzierung verwenden.

# Literaturverzeichnis

Abdulsaleh, A.M. / Worthington, A.C. (2013): Small and Medium-Sized Enterprises Financing: A Review of Literature. In: International Journal of Business and Management 8(14), 36–54. DOI: 10.5539/ijbm.v8n14p36.

Abu-Jamous, B. et al. (2015): Integrative Cluster Analysis in Bioinformatics: Nandi/Integrative Cluster Analysis in Bioinformatics. 1. Auflage, John Wiley & Sons, Ltd, Chichester, UK. DOI: 10.1002/9781118906545.

Baas, T. / Schrooten, M. (2006): Relationship Banking and SMEs: A Theoretical Analysis. In: Small Business Economics 27(2), 127–137.

Backhaus, K. et al. (2018): Multivariate Analysemethoden: Eine anwendungsorientierte Einführung. 1. Auflage, Springer, Berlin. DOI: 10.1007/978-3-662-56655-8.

Beck, T. (2008): Financing patterns around the world: Are small ﬁrms different? In: Journal of Financial Economics 89, 467–487.

Berger, A.N. / Udell, G.F. (1998): The economics of small business finance: The roles of private equity and debt markets in the financial growth cycle. In: Journal of banking & finance 22(6), 613–673. DOI: 10.1016/S0378-4266(98)00038-7.

Blashfield, R.K. (1976): Mixture Model Tests of Cluster Analysis: Accuracy of Four Agglomerative Hierarchical Methods. In: Psychological Bulletin 83(3), 377–388.

Block, J.H. (2012): R&D investments in family and founder firms: An agency perspective. In: Journal of Business Venturing 27(2), 248–265. DOI: 10.1016/j.jbusvent.2010.09.003.

Bradley, M. et al. (1984): On the Existence of an Optimal Capital Structure: Theory and Evidence. In: The Journal of Finance 39(2), 857–878.

Cappellari, L. / Jenkins, S.P. (2003): Multivariate Probit Regression using Simulated Maximum Likelihood. In: The Stata Journal: Promoting communications on statistics and Stata 3(3), 278–294. DOI: 10.1177/1536867X0300300305.

Casey, E. / O’Toole, C.M. (2014): Bank lending constraints, trade credit and alternative financing during the financial crisis: Evidence from European SMEs. In: Journal of Corporate Finance 27, 173–193. DOI: 10.1016/j.jcorpfin.2014.05.001.

Charrad, M. et al. (2014): NbClust: An R Package for Determining the Relevant Number of Clusters in a Data Set. In: Journal of Statistical Software 61(6), 1–36. DOI: 10.18637/jss.v061.i06.

Chavis, L.W. et al. (2011): The Impact of the Business Environment on Young Firm Financing. In: The World Bank Economic Review 25(3), 486–507. DOI: 10.1093/wber/lhr045.

Chib, S. / Greenberg, E. (1998): Analysis of multivariate probit models. In: Biometrika 85(2), 347–361. DOI: 10.1093/biomet/85.2.347.

Chittenden, F. et al. (1996): Small firm growth, access to capital markets and financial structure: Review of issues and an empirical investigation. In: Small Business Economics 8(1), 59–67. DOI: 10.1007/BF00391976.

Cressy, R. / Olofsson, C. (1997): European SME Financing: An Overview. In: Small Business Economics 9, 87–96.

Daskalakis, N. et al. (2013): Financing practices and preferences for micro and small firms. In: Journal of Small Business and Enterprise Development 20(1), 80–101. DOI: 10.1108/14626001311298420.

Degryse, H. et al. (2012): The impact of firm and industry characteristics on small firms’ capital structure. In: Small Business Economics 38(4), 431–447. DOI: 10.1007/s11187-010-9281-8.

Didier, T. et al. (2021): Financing firms in hibernation during the COVID-19 pandemic. In: Journal of Financial Stability 53, 100837. DOI: 10.1016/j.jfs.2020.100837.

Dillon, W.R. / Goldstein, M. (1984): Multivariate analysis : methods and applications. 1. Auflage, John Wiley & Sons, New York.

Dimitriadou, E. et al. (2002): An examination of indexes for determining the number of clusters in binary data sets. In: Psychometrika 67(1), 137–159. DOI: 10.1007/BF02294713.

Europäische Kommission (2012): Mitteilung der Kommission an das Europäische Parlament, den Europäischen Wirtschafts- und Sozialausschuss und den Ausschuss der Regionen – „Eine KMU-Strategie für ein nachhaltiges und digitales Europa“ COM(2020) 103 final.

Europäische Kommission (2019): 2019 SBA Fact Sheet & Scoreboard. Zugegriffen am 12.11.2021, <https://ec.europa.eu/docsroom/documents/38662/attachments/1/translations/en/renditions/native>

Europäische Zentralbank (2021): Survey on the Access to Finance of Enterprises. Methodological Information on the Survey and User Guide for the Anonymised Micro Dataset. Zugegriffen am 12.11.2021, <https://www.ecb.europa.eu/stats/pdf/surveys/sme/methodological_information_survey_and_user_guide.pdf>

Fahrmeir, L. et al. (2009): Regression: Modelle, Methoden und Anwendungen. 1. Auflage, Springer, Berlin. DOI: 10.1007/978-3-642-01837-4.

Finch, H. (2005): Comparison of Distance Measures in Cluster Analysis with Dichotomous Data. In: Journal of Data Science 3(1), 85–100. DOI: 10.6339/JDS.2005.03(1).192.

Forcella, D. / Hudon, M. (2016): Green Microfinance in Europe. In: Journal of Business Ethics 135(3), 445–459. DOI: 10.1007/s10551-014-2452-9.

Gelman, A. (2007): Struggles with Survey Weighting and Regression Modeling. In: Statistical Science 22(2), 153–164. DOI: 10.1214/088342306000000691.

Gherhes, C. et al. (2016): Distinguishing micro-businesses from SMEs: a systematic review of growth constraints. In: Journal of Small Business and Enterprise Development 23(4), 939–963. DOI: 10.1108/JSBED-05-2016-0075.

Greene, W.H. (2003): Econometric analysis. 5. Auflage, Prentice Hall, Upper Saddle River, N.J.

Hall, G. et al. (2000): Industry Effects on the Determinants of Unquoted SMEs’ Capital Structure. In: International Journal of the Economics of Business 7(3), 297–312. DOI: 10.1080/13571510050197203.

Hands, S. / Everitt, B. (1987): A Monte Carlo study of the recovery of cluster structure in binary data by hierarchical clustering techniques. In: Multivariate Behavioral Research 22(2), 235–243. DOI: 10.1207/s15327906mbr2202\_6.

Hill, R.S. (1980): A Stopping Rule for Partitioning Dendrograms. In: Botanical Gazette 141(3), 321–324. DOI: 10.1086/337163.

Holton, S. et al. (2014): Firm credit in the euro area: a tale of three crises. In: Applied Economics 46(2), 190–211. DOI: 10.1080/00036846.2013.824547.

Howell, S.T. (2017): Financing Innovation: Evidence from R&D Grants. In: American Economic Review 107(4), 1136–1164. DOI: 10.1257/aer.20150808.

Howorth, C.A. (2001): Small Firms’ Demand for Finance: A Research Note. In: International small business journal 19(4), 78–86. DOI: 10.1177/0266242601194005.

Hutchinson, R.W. (1995): The capital structure and investment decisions of the small owner-managed firm: Some exploratory issues. In: Small Business Economics 7(3), 231–239. DOI: 10.1007/BF01135368.

Kaufman, L. / Rousseeuw, P.J. (2005): Finding groups in data: an introduction to cluster analysis. 2. Auflage, Wiley, Hoboken, N.J.

Ketchen, D.J. / Shook, C.L. (1996): The Application of Cluster Analysis in Strategic Management Research: An Analysis and Critique. In: Strategic Management Journal 17(6), 441–458. DOI: 10.1002/(SICI)1097-0266(199606)17:6<441::AID-SMJ819>3.0.CO;2-G.

Kuiper, F.K. / Fisher, L. (1975): A Monte Carlo Comparison of Six Clustering Procedures. In: Biometrics 31(3), 777–783. DOI: 10.2307/2529565.

Lasfer, M.A. / Levis, M. (1998): The Determinants of the Leasing Decision of Small and Large Companies. In: European Financial Management 4(2), 159–184. DOI: 10.1111/1468-036X.00062.

Lawless, M. et al. (2015): Financial structure and diversification of European firms. In: Applied Economics 47(23), 2379–2398. DOI: 10.1080/00036846.2015.1005829.

LeClere, M.J. (1992): The Interpretation of Coefficients in Models with Qualitative Dependent Variables. In: Decision Sciences 23(3), 770–776. DOI: 10.1111/j.1540-5915.1992.tb00417.x.

López-Gracia, J. / Sogorb-Mira, F. (2008): Testing trade-off and pecking order theories financing SMEs. In: Small Business Economics 31(2), 117–136. DOI: 10.1007/s11187-007-9088-4.

Manove, M. et al. (2001): Collateral versus Project Screening: A Model of Lazy Banks. In: The RAND Journal of Economics 32(4), 726. DOI: 10.2307/2696390.

Masiak, C. et al. (2019): How do micro firms differ in their financing patterns from larger SMEs? In: Venture Capital 21(4), 301–325. DOI: 10.1080/13691066.2019.1569333.

Milligan, G.W. (1981): A Review Of Monte Carlo Tests Of Cluster Analysis. In: Multivariate Behavioral Research 16(3), 379–407.

Milligan, G.W. / Cooper, M.C. (1985): An examination of procedures for determining the number of clusters in a data set. In: Psychometrika 50(2), 159–179.

Mirza, N. et al. (2020): Impact of Covid-19 on corporate solvency and possible policy responses in the EU. In: The Quarterly Review of Economics and Finance, 1–10. DOI: 10.1016/j.qref.2020.09.002.

Moritz, A. et al. (2016): Financing patterns of European SMEs – an empirical taxonomy. In: Venture Capital 18(2), 115–148. DOI: 10.1080/13691066.2016.1145900.

Murtagh, F. / Legendre, P. (2014): Ward’s Hierarchical Agglomerative Clustering Method: Which Algorithms Implement Ward’s Criterion? In: Journal of Classification 31(3), 274–295. DOI: 10.1007/s00357-014-9161-z.

Myers, S.C. / Majluf, N.S. (1984): Corporate financing and investment decisions when firms have information that investors do not have. In: Journal of Financial Economics 13(2), 187–221. DOI: 10.1016/0304-405X(84)90023-0.

O’Dwyer, M. / Ryan, E. (2000): Management development issues for owners/managers of micro‐enterprises. In: Journal of European Industrial Training 24(6), 345–353. DOI: 10.1108/03090590010373334.

Overall, J.E. et al. (1993): Population recovery capabilities of 35 cluster analysis methods. In: Journal of Clinical Psychology 49(4), 459–470. DOI: 10.1002/1097-4679(199307)49:4<459::AID-JCLP2270490402>3.0.CO;2-P.

Ratkowsky, D. / Lance, G. (1978): A Criterion for Determining the Number of Grups in a Classifiaction. In: Australian Computer Journal 10(3), 115–117.

Rencher, A.C. (2002): Methods of multivariate analysis. 2. Auflage, J. Wiley, New York.

Soufani, K. (2002): On the determinants of factoring as a financing choice: evidence from the UK. In: Journal of Economics and Business 54(2), 239–252. DOI: 10.1016/S0148-6195(01)00064-9.

Vogt, W. / Nagel, D. (1992): Cluster Analysis in Diagnosis. In: Clinical Chemistry 38(2), 182–198. DOI: 10.1093/clinchem/38.2.182.

Ward, J.H. (1963): Hierarchical Grouping to Optimize an Objective Function. In: Journal of the American Statistical Association 58(301), 236–244.

# Anhang

[A Abbildungen 40](#_Toc88425852)

[A.1 Anzahl der Unternehmen in der Stichprobe nach Unternehmensgröße 40](#_Toc88425853)

[A.2 Anzahl der KMUs in der EU-28 nach Unternehmensgröße 40](#_Toc88425854)

[A.3 Scree-Plot zur Bestimmung der optimalen Clusterzahl (Elbow-Kriterium) 40](#_Toc88425855)

[A.4 Bestimmung der optimalen Clusterzahl nach dem Kriterium von Ratkowsky-Lance 40](#_Toc88425856)

[B Tabellen 43](#_Toc88425857)

[B.1 Ablauf der Stichprobenauswahl 43](#_Toc88425858)

[B.2 Anzahl der Unternehmen in der Stichprobe nach Ländern 43](#_Toc88425859)

[B.3 Korrelationskoeffizienten der Residuen der abhängigen Variablen für die multivariate Probit Regression 43](#_Toc88425860)

[B.4 Ergebnisse der unabhängigen univariaten logistischen Regression für jede Hypothese 43](#_Toc88425861)

[B.5 Ergebnisse der multinomialen logistischen Regression 43](#_Toc88425862)

[C Eidesstattliche Erklärung 51](#_Toc88425863)

1. **Abbildungen**

**Anzahl der Unternehmen in der Stichprobe nach Unternehmensgröße**

Abbildung 2 zeigt die Verteilung der Unternehmen nach Unternehmensgröße in der Stichprobe.

**Anzahl der KMUs in der EU-28 nach Unternehmensgröße**

Abbildung 3 zeigt die Verteilung der KMUs nach Unternehmensgröße in den EU-28 Staaten.

**Scree-Plot zur Bestimmung der optimalen Clusterzahl (Elbow-Kriterium)**

Abbildung 4 zeigt ein Scree-Plot zur Bestimmung der optimalen Clusterzahl nach dem Elbow-Kriterium. Dabei wird die Distanz zwischen Cluster nach Wards Kriterium in Abhängigkeit von der Anzahl der Cluster aufgetragen. Die optimale Clusteranzahl erhält man durch das Identifizieren der Knickstelle („Ellbogen“) des Graphen, wovor der Verlauf stark abfällt und rechts daneben die Werte annähernd auf einem niedrigen Niveau stagnieren, hier an der Stelle .

**Bestimmung der optimalen Clusterzahl nach dem Kriterium von Ratkowsky-Lance**

Abbildung 5 trägt zur Bestimmung der optimalen Clusterzahl nach dem Kriterium von Ratkowsky-Lance den Ratkowsky / Lance Index in Abhängigkeit von der Anzahl der Cluster auf. Die optimale Clusteranzahl ist gleich der Clusterzahl , wo der Ratkowsky / Lance Index den Maximalwert annimmt, hier an der Stelle .

**Abbildung 2**: Anzahl der Unternehmen in der Stichprobe nach Unternehmensgröße

eigene Darstellung

**Abbildung 3:** Anzahl der KMUs in der EU-28 inkl. UK nach Unternehmensgröße, 2019

eigene Darstellung mit Daten aus Europäische Kommission (2019), S. 2.

**Abbildung 4:** Scree-Plot zur Bestimmung der optimalen Clusterzahl (Elbow-Kriterium)

eigene Darstellung

**Abbildung 5:** Bestimmung der optimalen Clusterzahl nach dem Kriterium von Ratkowsky-Lance

eigene Darstellung

1. **Tabellen**
2. **Ablauf der Stichprobenauswahl**

Tabelle 7 zeigt die einzelnen Schritte der Stichprobenauswahl und die Anzahl der verbliebenen Unternehmen nach jedem Schritt.

1. **Anzahl der Unternehmen in der Stichprobe nach Ländern**

Tabelle 8 zeigt die Anzahl sowie den Anteil der Unternehmen nach Ländern.

1. **Korrelationskoeffizienten der Residuen der abhängigen Variablen für die multivariate Probit Regression**

Tabelle 9 zeigt die Korrelationskoeffizienten *ρ* der Residuen der abhängigen Variablen für die multivariate Probit Regression.

1. **Ergebnisse der unabhängigen univariaten logistischen Regression für jede Hypothese**

Tabelle 10 zeigt die Regressionsergebnisse der unabhängigen univariaten logistischen Regressionen für jede Hypothese als Robustheitstest. Dabei werden die Regressionskoeffizienten sowie die Standardfehler in Klammern dargestellt.

1. **Ergebnisse der multinomialen logistischen Regression**

Tabelle 11 zeigt die Ergebnisse der multinomialen logistischen Regression als Robustheitstest. Dabei werden die Regressionskoeffizienten sowie die Standardfehler in Klammern dargestellt.

**Tabelle 7:** Ablauf der Stichprobenauswahl

eigene Darstellung

|  |  |
| --- | --- |
| **Schritt der Stichprobenauswahl** | **Anzahl der Unternehmen** |
| SAFE Umfrage 2019H1 | 18.159 |
| Auswahl Länder | 17.048 |
| Auswahl Unternehmensgröße | 15.427 |
| Unternehmen mit leeren Einträgen löschen | 12.578 |
| **Finale Stichprobe** | **12.578** |

**Tabelle 8:** Anzahl der Unternehmen in der Stichprobe nach Ländern

eigene Darstellung

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Land** | **Anzahl der Unternehmen** | **Anteil** |
| Deutschland | 1.221 | 9,7% |
| Italien | 1.089 | 8,7% |
| Frankreich | 1.068 | 8,5% |
| Vereinigtes Königreich | 1.028 | 8,2% |
| Spanien | 1.012 | 8,0% |
| Polen | 910 | 7,2% |
| Niederlande | 647 | 5,1% |
| Österreich | 439 | 3,5% |
| Irland | 418 | 3,3% |
| Finnland | 402 | 3,2% |
| Belgien | 399 | 3,2% |
| Dänemark | 378 | 3,0% |
| Griechenland | 377 | 3,0% |
| Slowakei | 376 | 3,0% |
| Schweden | 358 | 2,8% |
| Ungarn | 339 | 2,7% |
| Bulgarien | 328 | 2,6% |
| Portugal | 319 | 2,5% |
| Rumänien | 317 | 2,5% |
| Tschechien | 291 | 2,3% |
| Litauen | 180 | 1,4% |
| Kroatien | 162 | 1,3% |
| Slowenien | 120 | 1,0% |
| Lettland | 119 | 0,9% |
| Zypern | 78 | 0,6% |
| Luxemburg | 75 | 0,6% |
| Malta | 74 | 0,6% |
| Estland | 54 | 0,4% |
| **Summe** | **12.578** | **100%** |

**Tabelle 9:** Korrelationskoeffizienten der Residuen der abhängigen Variablen für die multivariate Probit Regression

eigene Darstellung

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  |  |  |  |  |  |
|  | -0,084\*\*\* (0,017) |  |  |  |  |
|  | -0,091\*\*\* (0,017) | -0,110\*\*\* (0,017) |  |  |  |
|  | -0,109\*\*\* (0,018) | -0,093\*\*\* (0,018) | -0,079\*\*\* (0,018) |  |  |
|  | -0,106\*\*\* (0,015) | -0,098\*\*\* (0,015) | -0,083\*\*\* (0,016) | -0,066\*\*\* (0,016) |  |
|  | -0,182\*\*\* (0,012) | -0,138\*\*\* (0,012) | -0,106\*\*\* (0,013) | -0,062\*\*\* (0,013) | -0,146\*\*\* (0,013) |

Multivariates Probit Model; Standardfehler sind in Klammern angegeben; Wald-Test: \*\*\*p < 0,01 \*\*p < 0,05 \*p < 0,1

**Tabelle 10:** Regressionsergebnisse der unabhängigen univariaten logistischen Regressionen für jede Hypothese

eigene Darstellung nach Masiak et al. (2019), S. 323 f.

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Variable** | **Darlehen**  **H1** | **Flexible Schulden**  **H2** | **Lieferanten-kredite**  **H3** | **Zuschüsse**  **H4** | **Asset- basiert**  **H5** | **Innen-finanzierung**  **H6** |
| *Unabhängige Variablen* |  |  |  |  |  |  |
| **Unternehmensgröße** |  |  |  |  |  |  |
| * Kleinstunternehmen | -0,754\*\*\* (0,088) | 0,592\*\*\* (0,088) | -0,443\*\*\* (0,088) | -0,845\*\*\* (0,101) | -0,456\*\*\* (0,081) | 1,178\*\*\* (0,057) |
| * Kleine Unternehmen | -0,243\*\*\* (0,079) | 0,231\*\*\* (0,088) | -0,220\*\*\* (0,084) | -0,398\*\*\* (0,087) | 0,004 (0,071) | 0,599\*\*\* (0,057) |
| * Mittlere Unternehmen (Referenzgruppe) |  |  |  |  |  |  |
| *Ergebnisse des t-Tests* | p < 0,01 | p < 0,01 | p < 0,01 | p < 0,01 | p < 0,01 | p < 0,01 |
| *Kontrollvariablen* |  |  |  |  |  |  |
| **Unternehmensalter** |  |  |  |  |  |  |
| * <2 Jahre | 0,060 (0,293) | -1,176\*\* (0,460) | -0,394 (0,376) | 0,105 (0,341) | 0,060 (0,281) | 0,061 (0,187) |
| * 2–4 Jahre | -0,281 (0,211) | -0,188 (0,186) | 0,005 (0,189) | -0,355 (0,250) | 0,154 (0,163) | 0,089 (0,114) |
| * 5–9 Jahre | -0,289\*\* (0,125) | 0,075 (0,103) | 0,129 (0,114) | -0,081 (0,133) | 0,005 (0,102) | -0,042 (0,070) |
| * >9 Jahre (Referenzgruppe) |  |  |  |  |  |  |
| **Gesellschafterstruktur** |  |  |  |  |  |  |
| * VC / BA | 0,425 (0,445) | -0,298 (0,516) | 0,272 (0,412) | -0,341 (0,459) | 0,338 (0,300) | -0,933\*\*\* (0,315) |
| * Familie / Entrepreneur | 0,543\*\* (0,239) | 0,191 (0,233) | 0,262 (0,225) | 0,081 (0,228) | -0,235 (0,170) | -0,441\*\*\* (0,134) |
| * Sonstige | 0,516\* (0,287) | 0,382 (0,279) | -0,456 (0,307) | 0,327 (0,273) | -0,484\*\* (0,232) | 0,067 (0,167) |
| * Einzelperson | 0,686\*\*\* (0,239) | 0,216 (0,233) | 0,119 (0,227) | -0,179 (0,231) | -0,175 (0,170) | -0,188 (0,133) |
| * Andere Unternehmen / Geschäftspartner | 0,303 (0,248) | 0,195 (0,242) | 0,200 (0,235) | -0,435\* (0,244) | -0,213 (0,177) | -0,349\*\* (0,140) |
| * Öffentliche Aktionäre (Referenzgruppe) |  |  |  |  |  |  |
| **Kapitalposition** |  |  |  |  |  |  |
| * Gestiegen | 0,162 (0,143) | -0,111 (0,130) | -0,312\*\* (0,136) | 0,164 (0,156) | 0,019 (0,129) | -0,051 (0,090) |
| * Unverändert | 0,228\* (0,130) | -0,077 (0,116) | -0,138 (0,120) | -0,021 (0,143) | 0,107 (0,118) | 0,208\*\*\* (0,080) |
| * Verringert (Referenzgruppe) |  |  |  |  |  |  |
| **Gewinn** |  |  |  |  |  |  |
| * Gestiegen | 0,072 (0,090) | -0,148 (0,091) | 0,078 (0,093) | -0,001 (0,100) | 0,171\*\* (0,084) | 0,028 (0,059) |
| * Unverändert | -0,020 (0,082) | -0,039 (0,079) | 0,056 (0,085) | -0,077 (0,093) | 0,104 (0,077) | 0,228\*\*\* (0,052) |
| * Verringert (Referenzgruppe) |  |  |  |  |  |  |
| **Erwarteter Umsatz** |  |  |  |  |  |  |
| * >20% Steigerung | 0,222 (0,172) | -0,105 (0,157) | 0,087 (0,165) | 0,411\*\* (0,187) | -0,017 (0,150) | -0,412\*\*\* (0,102) |
| * <20% Steigerung | 0,307\*\* (0,136) | -0,007 (0,115) | 0,096 (0,127) | 0,288\* (0,153) | 0,059 (0,113) | -0,322\*\*\* (0,075) |
| * Gleich | 0,259\* (0,141) | -0,071 (0,120) | 0,023 (0,133) | 0,085 (0,161) | 0,104 (0,117) | -0,152\*\* (0,077) |
| * Verringerung (Referenzgruppe) |  |  |  |  |  |  |

**Tabelle 10 (fortgesetzt):**

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Variable** | **Darlehen**  **H1** | **Flexible Schulden**  **H2** | **Lieferanten-kredite**  **H3** | **Zuschüsse**  **H4** | **Asset- basiert**  **H5** | **Innen-finanzierung**  **H6** |
| **Probleme beim Zugang zu Finanzierungsquellen** |  |  |  |  |  |  |
| * Geringe Bedeutung (1–3) | -0,992\*\*\* (0,081) | -0,553\*\*\* (0,078) | 0,009 (0,083) | -0,857\*\*\* (0,090) | 0,057 (0,075) | 1,097\*\*\* (0,053) |
| * Mittlere Bedeutung (4–6) | -0,204\*\*\* (0,078) | -0,023 (0,081) | 0,120 (0,090) | -0,194\*\* (0,088) | 0,199\*\* (0,082) | 0,325\*\*\* (0,060) |
| * Hohe Bedeutung (7–10) (Referenzgruppe) |  |  |  |  |  |  |
| **Innovationstätigkeit** | -0,022 (0,073) | -0,174\*\* (0,073) | -0,033 (0,074) | 0,403\*\*\* (0,077) | 0,082 (0,066) | -0,261\*\*\* (0,047) |
| **Branche** | *Variablen berücksichtigt* | | | | | |
| **Land** | *Variablen berücksichtigt* | | | | | |
| **N** | 12.578 |  |  |  |  |  |
| **Log-Likelihood** | -3.516,0 | -3.702,8 | -3.265,4 | -2.883,1 | -4.140,9 | -7.170,6 |
| **Pseudo R2** | 0,0771 | 0,0409 | 0,1153 | 0,0967 | 0,0441 | 0,1086 |

Unabhängige univariate logistische Regressionen; Standardfehler sind in Klammern angegeben;

Wald-Test: \*\*\*p < 0,01 \*\*p < 0,05 \*p < 0,1

**Tabelle 11:** Regressionsergebnisse der multinomialen logistischen Regressionen

eigene Darstellung nach Masiak et al. (2019), S. 324 f.

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Variable** | **Darlehen**  **H1** | **Flexible Schulden**  **H2** | **Lieferanten-kredite**  **H3** | **Zuschüsse**  **H4** | **Asset- basiert**  **H5** | **Innen-finanzierung**  **H6** |
| *Unabhängige Variablen* |  |  |  |  |  |  |
| **Unternehmensgröße** |  |  |  |  |  |  |
| * Kleinstunternehmen | -1,525\*\*\* (0,098) | -0,266\*\*\* (0,097) | -1,238\*\*\* (0,098) | -1,648\*\*\* (0,110) | -1,191\*\*\* (0,090) | Referenz-gruppe |
| * Kleine Unternehmen | -0,688\*\*\* (0,090) | -0,232\*\* (0,098) | -0,672\*\*\* (0,094) | -0,843\*\*\* (0,098) | -0,438\*\*\* (0,082) |  |
| * Mittlere Unternehmen (Referenzgruppe) |  |  |  |  |  |  |
| *Kontrollvariablen* |  |  |  |  |  |  |
| **Unternehmensalter** |  |  |  |  |  |  |
| * <2 Jahre | 0,030 (0,319) | -1,124\*\* (0,474) | -0,386 (0,395) | 0,074 (0,366) | 0,034 (0,304) |  |
| * 2–4 Jahre | -0,322 (0,224) | -0,227 (0,199) | -0,058 (0,204) | -0,399 (0,262) | 0,074 (0,177) |  |
| * 5–9 Jahre | -0,233\* (0,134) | 0,101 (0,112) | 0,152 (0,123) | -0,048 (0,142) | 0,038 (0,112) |  |
| * >9 Jahre (Referenzgruppe) |  |  |  |  |  |  |
| **Gesellschafterstruktur** |  |  |  |  |  |  |
| * VC / BA | 1,115\*\* (0,517) | 0,435 (0,574) | 0,982\*\* (0,486) | 0,436 (0,529) | 0,973\*\* (0,390) |  |
| * Familie / Entrepreneur | 0,830\*\*\* (0,258) | 0,488\*\* (0,249) | 0,577\*\* (0,244) | 0,424\* (0,248) | 0,118 (0,192) |  |
| * Sonstige | 0,436 (0,310) | 0,325 (0,298) | -0,457 (0,328) | 0,257 (0,297) | -0,457\* (0,256) |  |
| * Einzelperson | 0,770\*\*\* (0,257) | 0,345 (0,249) | 0,263 (0,245) | -0,005 (0,251) | -0,003 (0,191) |  |
| * Andere Unternehmen / Geschäftspartner | 0,527\*\* (0,267) | 0,425 (0,259) | 0,448\* (0,255) | -0,138 (0,264) | 0,067 (0,200) |  |
| * Öffentliche Aktionäre (Referenzgruppe) |  |  |  |  |  |  |
| **Kapitalposition** |  |  |  |  |  |  |
| * Gestiegen | 0,198 (0,158) | -0,075 (0,144) | -0,239 (0,151) | 0,203 (0,170) | 0,052 (0,143) |  |
| * Unverändert | 0,061 (0,143) | -0,208 (0,127) | -0,278\*\* (0,132) | -0,168 (0,155) | -0,047 (0,131) |  |
| * Verringert (Referenzgruppe) |  |  |  |  |  |  |
| **Gewinn** |  |  |  |  |  |  |
| * Gestiegen | 0,051 (0,100) | -0,149 (0,100) | 0,055 (0,102) | -0,015 (0,110) | 0,138 (0,093) |  |
| * Unverändert | -0,179\*\* (0,090) | -0,182\*\* (0,086) | -0,108 (0,092) | -0,241\*\* (0,100) | -0,060 (0,084) |  |
| * Verringert (Referenzgruppe) |  |  |  |  |  |  |
| **Erwarteter Umsatz** |  |  |  |  |  |  |
| * >20% Steigerung | 0,504\*\*\* (0,187) | 0,175 (0,170) | 0,367\*\* (0,179) | 0,687\*\*\* (0,201) | 0,265 (0,165) |  |
| * <20% Steigerung | 0,507\*\*\* (0,144) | 0,194 (0,123) | 0,301\*\* (0,136) | 0,502\*\*\* (0,161) | 0,264\*\* (0,122) |  |
| * Gleich | 0,343\*\* (0,149) | 0,028 (0,128) | 0,120 (0,142) | 0,190 (0,169) | 0,192 (0,126) |  |
| * Verringerung (Referenzgruppe) |  |  |  |  |  |  |

**Tabelle 11 (fortgesetzt):**

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Variable** | **Darlehen**  **H1** | **Flexible Schulden**  **H2** | **Lieferanten-kredite**  **H3** | **Zuschüsse**  **H4** | **Asset- basiert**  **H5** | **Innen-finanzierung**  **H6** |
| **Probleme beim Zugang zu Finanzierungsquellen** |  |  |  |  |  |  |
| * Geringe Bedeutung (1–3) | -1,664\*\*\* (0,090) | -1,203\*\*\* (0,086) | -0,758\*\*\* (0,092) | -1,573\*\*\* (0,099) | -0,712\*\*\* (0,084) |  |
| * Mittlere Bedeutung (4–6) | -0,429\*\*\* (0,090) | -0,255\*\*\* (0,092) | -0,149 (0,101) | -0,431\*\*\* (0,099) | -0,079 (0,094) |  |
| * Hohe Bedeutung (7–10) (Referenzgruppe) |  |  |  |  |  |  |
| **Innovationstätigkeit** | 0,186\*\* (0,080) | 0,024 (0,080) | 0,162\*\* (0,081) | 0,568\*\*\* (0,084) | 0,260\*\*\* (0,074) |  |
| **Branche** | *Variablen berücksichtigt* | | | | | |
| **Land** | *Variablen berücksichtigt* | | | | | |
| **N** | 12.578 |  |  |  |  |  |
| **Log-Likelihood** | -21772,8 |  |  |  |  |  |
| **Pseudo R2** | 0,0958 |  |  |  |  |  |

Multinomiale logistische Regression; Standardfehler sind in Klammern angegeben; Wald-Test: \*\*\*p < 0,01 \*\*p < 0,05 \*p < 0,1

1. **Eidesstattliche Erklärung**

Ich erkläre hiermit an Eides Statt, dass ich die vorliegende Bachelorarbeit selbstständig und ohne unerlaubte Hilfe angefertigt, andere als die angegebenen Quellen und Hilfsmittel nicht benutzt und die benutzten Quellen wörtlich oder inhaltlich entnommene Stellen als solche kenntlich gemacht habe.

Berlin, den 21. November 2021

Antong Yin

1. Vgl. Europäische Kommission (2019), S. 2.; vgl. Europäische Kommission (2020), S. 1. [↑](#footnote-ref-1)
2. Die Bezeichnung „größere KMUs“ wird im Verlauf dieser Arbeit metonymisch für kleine und mittlere Unternehmen ohne Kleinstunternehmen verwendet. [↑](#footnote-ref-2)
3. Vgl. Gherhes et al. (2016), S. 939. [↑](#footnote-ref-3)
4. Vgl. Masiak et al. (2019), S. 317; vgl. Moritz et al. (2016), S. 139 f. [↑](#footnote-ref-4)
5. Demnach kann davon ausgegangen werden, dass die Vorgehensweise, Variablen und Hypothesen in Kapitel 3, 4 und 5 ebenfalls in Masiak et al. (2019) vorzufinden sind, wobei Abweichungen davon gesondert kenntlich gemacht werden. [↑](#footnote-ref-5)
6. Vgl. O’Dwyer / Ryan (2000), S. 352. [↑](#footnote-ref-6)
7. Vgl. Gherhes et al. (2016), S. 956. [↑](#footnote-ref-7)
8. Vgl. Berger / Udell (1998), S. 616. [↑](#footnote-ref-8)
9. Vgl. López-Gracia / Sogorb-Mira (2008), S. 122. [↑](#footnote-ref-9)
10. Siehe dazu Abdulsaleh / Worthington (2013); Chittenden et al. (1996); Cressy / Olofsson (1997); Howorth (2001); Berger / Udell (1998). [↑](#footnote-ref-10)
11. Vgl. Chavis et al. (2011), S. 503. [↑](#footnote-ref-11)
12. Vgl. Daskalakis et al. (2013), S. 97. [↑](#footnote-ref-12)
13. Vgl. Holton et al. (2014), S. 207. [↑](#footnote-ref-13)
14. In Casey / O’Toole (2014) wird stattdessen die Begrifflichkeit „alternative Finanzierung“ verwendet, welche externe Finanzierungsquellen neben der Finanzierung durch Banken beinhaltet. [↑](#footnote-ref-14)
15. Vgl. Casey / O’Toole (2014), S. 181 ff. [↑](#footnote-ref-15)
16. Vgl. Lawless et al. (2015), S. 2390 f. [↑](#footnote-ref-16)
17. Vgl. Moritz et al. (2016), S. 128. [↑](#footnote-ref-17)
18. Vgl. ebenda, S. 140. [↑](#footnote-ref-18)
19. Vgl. Masiak et al. (2019), S. 304. [↑](#footnote-ref-19)
20. Vgl. ebenda, S. 314. [↑](#footnote-ref-20)
21. Vgl. Europäische Zentralbank (2021), S. 3 f. [↑](#footnote-ref-21)
22. Vgl. ebenda, S. 4 ff. [↑](#footnote-ref-22)
23. z.B. von Freunden und Familie, zugehörigen Unternehmen oder Anteilseignern [↑](#footnote-ref-23)
24. Die kombinierte Antwortmöglichkeit *Leasing, Ratenkauf und Factoring* wurde seit der SAFE Umfrage 2014H1 in *Leasing und Ratenkauf* und *Factoring* aufgeteilt. Zur Vergleichbarkeit mit Masiak et al. (2019) wurde nur die kombiniete Finanzierungsquelle betrachtet. [↑](#footnote-ref-24)
25. z.B. nachrangige Darlehen, Beteiligungsdarlehen, P2P Kredite, Crowdfunding [↑](#footnote-ref-25)
26. Vgl. Mirza et al. (2020), S. 1. [↑](#footnote-ref-26)
27. Vgl. Didier et al. (2021), S. 7. [↑](#footnote-ref-27)
28. Vgl. ebenda, S. 8 f. [↑](#footnote-ref-28)
29. Vgl. Mirza et al. (2020), S. 9. [↑](#footnote-ref-29)
30. In Masiak et al. (2019) wird zusätzlich Malta aufgrund von fehlenden Daten ausgeschlossen. Im Gegensatz dazu sind hier in der finalen Stichprobe genügend Unternehmen vorhanden. (Vgl. Anhang B.2) [↑](#footnote-ref-30)
31. Die konkrete Anzahl der Unternehmen in der Stichprobe nach Ländern befindet sich in Anhang B.2. [↑](#footnote-ref-31)
32. Vgl. Europäische Zentralbank (2021), S. 5. [↑](#footnote-ref-32)
33. Vgl. Moritz et al. (2016), S. 119 ff. [↑](#footnote-ref-33)
34. Vgl. Gelman (2007), S. 163. [↑](#footnote-ref-34)
35. Vgl. Rencher (2002), S. 451. [↑](#footnote-ref-35)
36. Vgl. Abu-Jamous et al. (2015), S. 135. [↑](#footnote-ref-36)
37. Vgl. Backhaus et al. (2018), S. 437 ff. [↑](#footnote-ref-37)
38. Vgl. ebenda, S. 440. [↑](#footnote-ref-38)
39. Vgl. Vogt / Nagel (1992), S. 184. [↑](#footnote-ref-39)
40. Vgl. ebenda, S. 184. [↑](#footnote-ref-40)
41. Vgl. Backhaus et al. (2018), S. 450. [↑](#footnote-ref-41)
42. Vgl. Finch (2005), S. 86. [↑](#footnote-ref-42)
43. Vgl. Dillon / Goldstein (1984), S. 161. [↑](#footnote-ref-43)
44. Vgl. Backhaus et al. (2018), S. 440. [↑](#footnote-ref-44)
45. Vgl. Kaufman / Rousseeuw (2005), S. 23 ff. [↑](#footnote-ref-45)
46. Vgl. Backhaus, K. et al. (2018), S. 446. [↑](#footnote-ref-46)
47. Vgl. In Finch (2005) wird stattdessen die Begrifflichkeit „raw data“ verwendet. Die fehlende explizite Angabe des Distanzmaßes impliziert die standardmäßige Verwendung der quadrierten Euklidischen Distanz für das Ward-Verfahren. [↑](#footnote-ref-47)
48. Vgl. Finch (2005), S. 95. [↑](#footnote-ref-48)
49. Vgl. Kaufman / Rousseeuw (2005), S. 26. [↑](#footnote-ref-49)
50. Vgl. Dillon / Goldstein (1984), S. 167. [↑](#footnote-ref-50)
51. Vgl. Backhaus et al. (2018), S. 456 ff. [↑](#footnote-ref-51)
52. Vgl. ebenda, S. 457 ff; vgl. Dillon / Goldstein (1984), S. 167 ff. [↑](#footnote-ref-52)
53. Vgl. Dillon / Goldstein (1984), S. 168. [↑](#footnote-ref-53)
54. Vgl. Blashfield (1976), S. 386; vgl. Kuiper / Fisher (1975), S. 779 f; vgl. Milligan (1981), S. 401; vgl. Overall et al. (1993), S. 469. [↑](#footnote-ref-54)
55. Vgl. Hands / Everitt (1987), S. 242. [↑](#footnote-ref-55)
56. Vgl. Ward (1963), S. 236 ff. [↑](#footnote-ref-56)
57. Vgl. Backhaus et al. (2018), S. 465 f. [↑](#footnote-ref-57)
58. Vgl. Murtagh / Legendre (2014), S. 276 f. [↑](#footnote-ref-58)
59. Für die vollständige Herleitung des Zusammenhangs zwischen der Fehlerquadratsumme und der Lance-Williams-Update-Formel s. Kaufman / Rousseeuw (2005), S. 230 ff. [↑](#footnote-ref-59)
60. Vgl. Rencher (2002), S. 478 f. [↑](#footnote-ref-60)
61. Vgl. Kaufman / Rousseeuw (2005), S. 87. [↑](#footnote-ref-61)
62. Vgl. Backhaus et al. (2018), S. 477. [↑](#footnote-ref-62)
63. Vgl. Milligan / Cooper (1985), S. 159. [↑](#footnote-ref-63)
64. Vgl. Dimitriadou et al. (2002), S. 153. [↑](#footnote-ref-64)
65. Masiak et al. (2019) verwenden neben dem Elbow-Kriterium zusätzlich den Test von Mojena. Dieser verwendet nach unterschiedlichen Ausfassungen verschiedene Schwellenwerte zur Bestimmung der optimalen Clusterzahl (2,75 nach Mojena (1975); 1,25 nach Milligan / Cooper (1985)). Aufgrund der Subjektivität des Verfahrens findet dieser Test in der folgenden Analyse keine Verwendung. [↑](#footnote-ref-65)
66. Vgl. Ketchen / Shook (1996), S. 446.; vgl. Backhaus et al. (2018), S. 476. [↑](#footnote-ref-66)
67. Vgl. Hill (1980), S. 321 f.; vgl. Ratkowsky / Lance (1978), S. 115 f. [↑](#footnote-ref-67)
68. Vgl. Backhaus et al. (2018), S. 347 ff. [↑](#footnote-ref-68)
69. Vgl. ebenda, S. 58. [↑](#footnote-ref-69)
70. Vgl. Greene (2003), S. 667. [↑](#footnote-ref-70)
71. Vgl. ebenda, S. 668 ff. [↑](#footnote-ref-71)
72. Vgl. Chib / Greenberg (1998), S. 347 f. [↑](#footnote-ref-72)
73. Vgl. Cappellari / Jenkins (2003), S. 279. [↑](#footnote-ref-73)
74. Vgl. Fahrmeir et al. (2009), S. 80 ff. [↑](#footnote-ref-74)
75. Vgl. LeClere (1992), S. 771. [↑](#footnote-ref-75)
76. Vgl. Backhaus et al. (2018), S. 290 f. [↑](#footnote-ref-76)
77. Vgl. ebenda, S. 307 f. [↑](#footnote-ref-77)
78. Vgl. ebenda, S. 293 f. [↑](#footnote-ref-78)
79. Vgl. Chavis et al. (2011), S. 486 ff. [↑](#footnote-ref-79)
80. Vgl. Berger / Udell (1998), S. 660. [↑](#footnote-ref-80)
81. Vgl. Casey / O’Toole (2014), S. 189 f. [↑](#footnote-ref-81)
82. Vgl. Block (2012), S. 250. [↑](#footnote-ref-82)
83. Vgl. Bradley et al. (1984), S. 874; vgl. Degryse et al. (2012), S. 441. [↑](#footnote-ref-83)
84. Vgl. Lawless et al. (2015), S. 2395. [↑](#footnote-ref-84)
85. Vgl. Abschnitt 3.1.3 [↑](#footnote-ref-85)
86. Die Implikationen dieser Unterteilung werden bei der Interpretation der Ergebnisse in Abschnitt 6.1 näher erläutert. [↑](#footnote-ref-86)
87. Vgl. Daskalakis et al. (2013), S. 97; vgl. Holton et al. (2014), S. 207. [↑](#footnote-ref-87)
88. Vgl. Baas / Schrooten (2006), S. 135; vgl. Berger / Udell (1998), S. 616 ff; vgl. Daskalakis et al. (2013), S. 84. [↑](#footnote-ref-88)
89. Vgl. Baas / Schrooten (2006), S. 128 ff. [↑](#footnote-ref-89)
90. Vgl. Holton et al. (2014), S. 200 f. [↑](#footnote-ref-90)
91. Vgl. Hall et al. (2000), S. 301. [↑](#footnote-ref-91)
92. Vgl. Manove et al. (2001), S. 728. [↑](#footnote-ref-92)
93. Vgl. Lawless et al. (2015), S. 2381. [↑](#footnote-ref-93)
94. Vgl. Hutchinson (1995), S. 237; vgl. Moritz et al. (2016), S. 127. [↑](#footnote-ref-94)
95. Vgl. Hall et al. (2000), S. 310; vgl. López-Gracia / Sogorb-Mira (2008), S. 122. [↑](#footnote-ref-95)
96. Vgl. Chittenden et al. (1996), S. 61; vgl. López-Gracia / Sogorb-Mira (2008), S. 122; vgl. Myers / Majluf (1984), S. 187 ff. [↑](#footnote-ref-96)
97. Vgl. Berger / Udell (1998), S. 635. [↑](#footnote-ref-97)
98. Vgl. Casey / O’Toole (2014), S. 181. [↑](#footnote-ref-98)
99. Vgl. Daskalakis et al. (2013), S. 90 ff. [↑](#footnote-ref-99)
100. Vgl. Lasfer / Levis (1998), S. 159. [↑](#footnote-ref-100)
101. Vgl. Beck (2008), S. 467; vgl. Lasfer / Levis (1998), S. 160 ff. [↑](#footnote-ref-101)
102. Vgl. Soufani (2002), S. 243. [↑](#footnote-ref-102)
103. Vgl. ebenda, S. 247. [↑](#footnote-ref-103)
104. Um die -Werte des -Tests mit denen der Regressionskoeffizienten zu unterscheiden werden die Indizes und verwendet. [↑](#footnote-ref-104)
105. Vgl. Abschnitt 2.2 und Abschnitt 4.2 [↑](#footnote-ref-105)
106. Vgl. Masiak et al. (2019), S. 305. [↑](#footnote-ref-106)
107. Vgl. Daskalakis et al. (2013), S. 97; vgl. Holton et al. (2014), S. 207; vgl. Moritz et al. (2016), S. 140. [↑](#footnote-ref-107)
108. Vgl. Chittenden et al. (1996), S. 61; vgl. López-Gracia / Sogorb-Mira (2008), S. 122; vgl. Myers / Majluf (1984), S. 187 ff. [↑](#footnote-ref-108)
109. Vgl. Daskalakis et al. (2013), S. 97. [↑](#footnote-ref-109)
110. Vgl. Casey / O’Toole (2014), S. 173 ff; vgl. Daskalakis et al. (2013), S. 97; vgl. Holton et al. (2014), S. 207; vgl. López-Gracia / Sogorb-Mira (2008), S. 122; vgl. Moritz et al. (2016), S. 116 ff. [↑](#footnote-ref-110)
111. Vgl. Chavis et al. (2011), S. 488. [↑](#footnote-ref-111)
112. Vgl. Howell (2017), S. 1136. [↑](#footnote-ref-112)
113. Vgl. Abschnitt 3.2.1 [↑](#footnote-ref-113)
114. Vgl. Forcella / Hudon (2016), S. 445. [↑](#footnote-ref-114)
115. Siehe dazu [↑](#footnote-ref-115)
116. Vgl. Didier et al. (2021), S. 4. [↑](#footnote-ref-116)