

Universität Hohenheim
Institut für Betriebswirtschaftslehre



Methodology for Predicting Bankruptcy

Im Rahmen des Seminars „Corporate Restructuring“
Eingereicht am Lehrstuhl für Bankwirtschaft und Finanzdienstleistungen
Prof. Dr. Hans-Peter Burghof

12. Semester

17.05.2010

Inhaltsverzeichnis

Inhaltsverzeichnis	I
Abbildungsverzeichnis	II
Tabellenverzeichnis	II
Abkürzungsverzeichnis	III
1 Einleitung	1
2 Theoretische Grundlagen.....	2
2.1 Bedeutung von Insolvenzprognoseverfahren.....	2
2.2 Datenquellen für Insolvenzprognoseverfahren	2
2.3 Klassifikation von Insolvenzprognoseverfahren	3
2.4 Trennschärfe und systematischer Fehler.....	5
3 Ausgewählte Insolvenzprognoseverfahren.....	6
3.1 Diskriminanzanalyse	6
3.1.1 Methodik und Bewertung der univariaten Diskriminanzanalyse.....	6
3.1.2 Vorbemerkungen zum Modell der MDA	7
3.1.3 Methodik der MDA	8
3.1.4 Kritische Würdigung.....	9
3.2 Künstliche neuronale Netze.....	10
3.2.1 Vorbemerkungen zum Modell	10
3.2.2 Methodik künstlicher neuronaler Netze	12
3.2.3 Kritische Würdigung.....	14
3.3 Empirischer Vergleich	15
3.3.1 Z-Score von Altman	15
3.3.2 Studie von Odom und Sharda.....	16
3.3.3 Studie von Anandarajan et al.....	17
4 Fazit und Ausblick.....	18
Literaturverzeichnis.....	IIV

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Übersicht Insolvenzprognoseverfahren	3
Abbildung 2: Beispiel zur Bestimmung des Trennwerts.....	6
Abbildung 3: Visueller Vergleich der Diskriminanzfunktionen.....	9
Abbildung 4: Grundstruktur eines neuronalen Netzes	11
Abbildung 5: Informationsverarbeitung im Neuron	14

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Studienergebnisse von Odom/Sharda	16
Tabelle 2: Studienergebnisse von Anandarajan et al.	17

Abkürzungsverzeichnis

KNN	Künstliche neuronale Netze
MLP	Multilayer Perceptron
BPA	Back Propagation Algorithm
MDA	Multivariate Diskriminanzanalyse
UDA	Univariate Diskriminanzanalyse

1 Einleitung

Im Jahr 2009 hat die Anzahl der Unternehmensinsolvenzen in Deutschland erstmalig seit 2003 zugenommen. Der bisherige Höchststand wurde trotz der Finanzkrise und der dadurch einhergehenden Wirtschaftskrise noch nicht erreicht. Stattdessen beläuft sich die Höhe des ausfallgefährdeten Forderungsvolumens auf ein neues Rekordniveau in Höhe von etwa 85 Mrd. Euro.¹ Für Gläubiger von Unternehmen hat die Eröffnung eines Insolvenzverfahrens zur Folge, dass die Forderungen zumindest teilweise uneinbringlich werden. Aufgrund der daraus resultierenden, negativen Konsequenzen ist gerade für Gläubiger eine rechtzeitige Prognose drohender Insolvenzen von großem Interesse.² Des Weiteren sind solche Prognosen auch für das Management der Unternehmung elementar. Wird die drohende Insolvenz frühzeitig erkannt, können wirksame Restrukturierungsmaßnahmen im Unternehmen ergriffen werden, um das Fortbestehen zu gewährleisten und somit die Insolvenz abzuwenden.³

Es existiert eine große Anzahl an unterschiedlichen Insolvenzprognoseverfahren. Das bereits seit Jahrzehnten am häufigsten verwendete Instrument zur Bonitätsprüfung von Firmenkunden stellt die Diskriminanzanalyse dar.⁴ Wissenschaftliche Untersuchungen bedienen sich zudem weiterer empirisch-statistischer Verfahren, die ebenfalls eine objektive Beurteilung der Unternehmen gewährleisten. Dazu gehören u.a. künstliche neuronale Netze. Diese Seminararbeit fokussiert drei Insolvenzprognoseverfahren und vergleicht deren Prognosegenauigkeit. Dabei wird das Augenmerk auf empirisch-statistische Verfahren gelegt, da diese einen großen Beitrag zur Prognose von Unternehmensinsolvenzen leisten.

Zunächst werden dazu in Kapitel 2 die Bedeutung von Insolvenzprognoseverfahren verdeutlicht, die möglichen Datenquellen erläutert und daraufhin eine Auswahl an verschiedenen Insolvenzprognoseverfahren vorgestellt und klassifiziert. Danach werden abschließend die Trennschärfe und der systematische Fehler erklärt. In Kapitel 3 folgt eine genauere Betrachtung der Diskriminanzanalyse sowie der künstlichen neuronalen Netze. Dazu wird die Methodik der einzelnen Verfahren verdeutlicht und kritisch gewürdigt. Im Anschluss daran werden die Verfahren anhand von Studienergebnissen dreier empirischer Untersuchungen verglichen. Schließlich folgt in Kapitel 4 ein Fazit der Arbeit, das durch einen Ausblick ergänzt wird.

¹ Vgl. Ziebach (2010), o.S.

² Vgl. Muche (2007), S. 376.

³ Vgl. Baetge (1998), S. 11.

⁴ Vgl. Reichling et al. (2007), S. 97.

2 Theoretische Grundlagen

2.1 Bedeutung von Insolvenzprognoseverfahren

Eine Unternehmensinsolvenz liegt vor, wenn das Unternehmen nicht mehr in der Lage ist, Zahlungsverpflichtungen gegenüber Gläubigern zu erfüllen. Kennzeichen für eine Insolvenz sind folglich die Zahlungsunfähigkeit bzw. eine drohende Zahlungsunfähigkeit aufgrund von Liquiditätsengpässen sowie Überschuldung.⁵

Seit der Einführung von Basel II sind Verfahren zur Insolvenzprognose gerade für Kreditinstitute von besonderer Relevanz. Demnach basieren die Eigenkapitalanforderungen unter anderem auf Insolvenz- bzw. Ausfallwahrscheinlichkeiten, die mit Hilfe statistischer Insolvenzprognoseverfahren ermittelt werden.⁶ Mittels Insolvenzprognoseverfahren können relativ genaue Aussagen über den zukünftigen Zustand eines Unternehmens getroffen werden. An solchen Einschätzungen sind neben Kreditinstituten auch Ratingagenturen interessiert. Kreditinstitute greifen auf diese Verfahren im Vorfeld der Kreditvergabe zurück, um die Kreditwürdigkeit ihrer Kunden zu prüfen. Die Qualität der Prognoseverfahren spielt dabei eine entscheidende Rolle. Je genauer die Vorhersagen über die potentiellen Kreditnehmer sind, desto geringer werden die Verluste durch zahlungsunfähige Unternehmen ausfallen.⁷ Ratingagenturen verwenden Insolvenzprognoseverfahren, um im Rahmen des sogenannten externen Ratings die Bonität von Unternehmen zu beurteilen und die gewonnenen Informationen über die zukünftige Zahlungsfähigkeit von Unternehmen zu veröffentlichen. Die Veröffentlichung dieser Informationen hat eine entscheidende Auswirkung auf die Liquiditätsversorgung der Unternehmen. Grundsätzlich gilt, dass Unternehmen mit besserem Rating am Kapitalmarkt günstigere Konditionen zur Fremdkapitalbeschaffung zu erwarten haben. Unternehmen mit einem schlechteren Rating hingegen müssen einen höheren Zins akzeptieren um Geld am Kapitalmarkt aufnehmen zu können, da Investoren aufgrund der Ratingeinstufung eine höhere Ausfallwahrscheinlichkeit in Kauf nehmen müssen.⁸

2.2 Datenquellen für Insolvenzprognoseverfahren

Insolvenzprognoseverfahren bedienen sich sowohl qualitativer als auch quantitativer Informationen. Zu den quantitativen Informationen zählen in der Regel Kennzahlen, die aus dem Jahresabschluss gebildet werden und sind somit vergangenheitsorientiert. Ein wichtiges Kriterium quantitativer Informationen ist deren objektive Messbarkeit, d.h. die

⁵ Vgl. Baetge (1998), S. 74.

⁶ Vgl. Reichling et al. (2007), S. 97.

⁷ Vgl. Günther/Grüning (2000), S. 39 f.

⁸ Vgl. Reichling et al. (2007), S. 45 f.

Informationen können von außen schlecht manipuliert werden. Zu den qualitativen Daten zählen insbesondere zukunftsbezogene Daten, wie z.B. Planzahlen der Unternehmen (Umsatz- oder Gewinnentwicklung), die meistens subjektiv erstellt und daher manipuliert werden können. Viele Prognoseverfahren beschränken sich daher ausschließlich auf die Analyse quantitativer Informationen. Qualitative Daten werden hingegen aus bestimmten Annahmeveraussetzungen der Prognoseverfahren meist nicht zur Verarbeitung zugelassen.⁹

2.3 Klassifikation von Insolvenzprognoseverfahren

In der Wissenschaft der Insolvenzprognoseforschung existiert eine Vielzahl von Insolvenzprognoseverfahren, die sich unterschiedlicher Informationen bedienen. Dies liegt zum einen daran, dass es noch keine ausreichende theoretische Erklärung für die Ursache von Unternehmensinsolvenzen gibt und zum anderen an deren ähnlichen Prognosequalität. Die Prognosequalität entscheidet dabei über die Genauigkeit der Zuordnung eines Unternehmens als insolventes bzw. solventes Unternehmen. Das heißt, mit steigender Prognosequalität sinkt die Anzahl der falsch zugeordneten Unternehmen. Dies wiederum bedeutet, dass sich die Prognosegenauigkeit dadurch erhöht.¹⁰ Folgende Abbildung soll einen ersten Überblick über einige ausgewählte Verfahren der Insolvenzprognose geben.

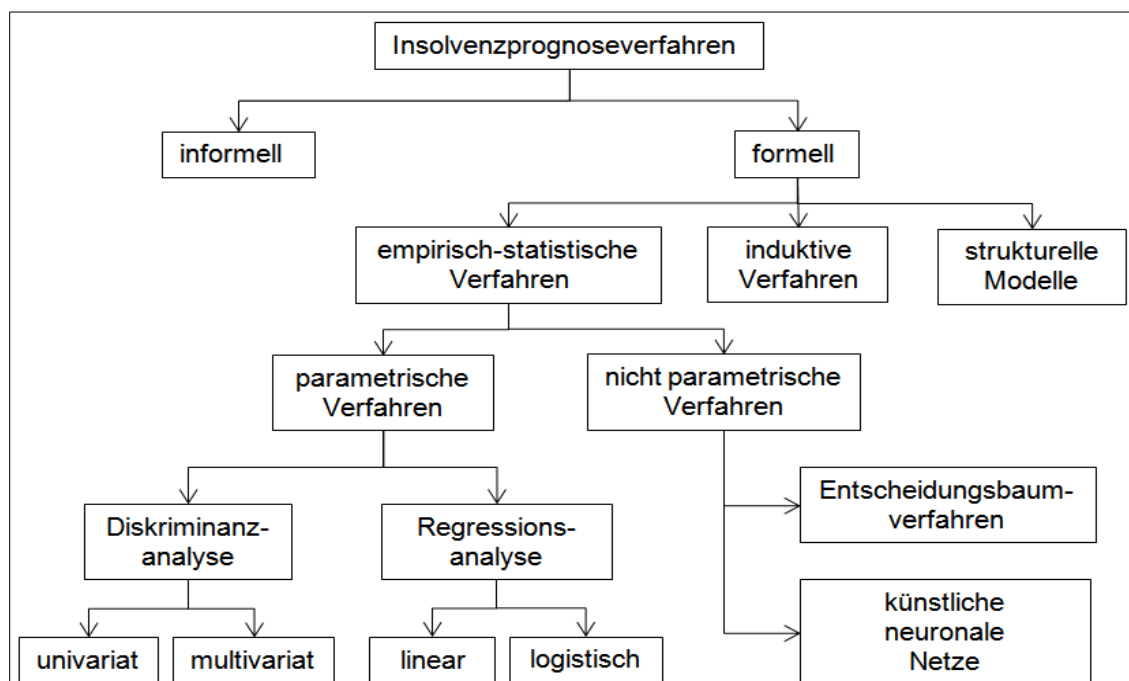


Abbildung 1: Übersicht Insolvenzprognoseverfahren
 Quelle: In Anlehnung an: Bemann (2007), S. 6.

⁹ Vgl. Fischer (2004), S. 88-91.
¹⁰ Vgl. Bemann (2007), S. 5.

Informelle Insolvenzprognoseverfahren basieren ausschließlich auf subjektiven Einschätzungen von Kreditanalysten und können entweder ohne Verfahrensunterstützung oder auf Basis von Leitfäden bzw. Checklisten ablaufen. Verschiedene Studien zum Thema Insolvenzprognose haben gezeigt, dass die subjektiven Einschätzungen einzelner weniger Kreditanalysten durchaus zur Prognose geeignet sind.¹¹ Unbestritten ist aber, dass der Durchschnittsanalyst in der Prognosegenauigkeit formellen Prognoseverfahren unterlegen ist. Selbst die univariate Trenngüte einzelner Kennzahlen weist eine höhere Prognosegenauigkeit auf als die informeller Verfahren. Univariat bedeutet, dass die Zuordnung anhand einer einzigen geeigneten Kennzahl, die beispielsweise aus Daten der Jahresabschlussbilanz stammt, erfolgen kann.¹²

Verfahren, die modellgestützt durchgeführt werden, zählen zu den formellen Insolvenzprognoseverfahren. Diese werden nochmals zwischen strukturellen, induktiven und empirisch-statistischen Verfahren unterschieden.¹³

Zu den strukturellen Modellen zählen solche Ansätze, bei denen die Beziehungen der als relevant erachteten Variablen schon zu Beginn bekannt sind. Die Ausfallwahrscheinlichkeiten von Unternehmen können ausnahmslos theoriegeleitet ermittelt werden, wenn alle Annahmen des Modells sowohl vollständig als auch widerspruchsfrei sind. Folglich müssen die Daten nicht empirisch erhoben werden.¹⁴

Werden die Modellannahmen eines Ansatzes empirisch-induktiv entwickelt, zählen diese zu den induktiven Verfahren. Als Grundlage dienen vergangenheitsorientierte Erfahrungen von Kreditexperten. Dazu wird die Vorgehensweise bei der Beurteilung über die Kreditvergabe jedes einzelnen Kreditexperten offengelegt und daraus ein optimales Verfahren entwickelt. Dadurch vermindern sich störende subjektive Einflüsse einzelner Kreditanalysten.¹⁵

Anhand von empirisch-statistischen Verfahren wird versucht, zu einem bestimmten Zeitpunkt mit den bis dahin vorhandenen Informationen über ein Unternehmen dessen späteren Kreditausfall zu erklären. Durch die Analyse der Inputdaten sollen die Ausfallbeobachtungen reproduziert werden. Dazu wird versucht, auf Basis von quantitativen Daten, wie z.B. Jahresbilanzkennzahlen, eine Prognose über den wirtschaftlichen Zustand eines Unternehmens an einem in der Zukunft liegenden Termin abzugeben. Wirtschaftlicher Zustand beschreibt in diesem Fall eine Einteilung in solvente bzw. in-

¹¹ Vgl. Falkenstein et al. (2000), S. 16.

¹² Vgl. Libby (1975), S. 155-159.

¹³ Vgl. Bemann (2007), S. 13.

¹⁴ Vgl. Bemann (2007), S. 38.

¹⁵ Vgl. Bemann (2007), S. 13 f.

solvente Unternehmen.¹⁶ Empirisch-statistische Verfahren werden zudem in parametrische und nicht parametrische Verfahren untergliedert. Bei parametrischen Verfahren wird ein funktionaler Zusammenhang aufgrund verschiedener statistischer Verteilungsannahmen zwischen den abhängigen und unabhängigen Variablen angenommen. Im Gegensatz dazu müssen die unabhängigen Variablen nicht parametrischer Verfahren keine statistische Verteilungseigenschaft aufweisen.¹⁷

In dieser Arbeit werden empirisch-statistische Verfahren genauer betrachtet, da diese einen wesentlichen Bestandteil in der Vorhersage von Unternehmensinsolvenzen in der bankwirtschaftlichen Praxis ausmachen und zudem im Fokus der wissenschaftlichen Untersuchungen stehen. Dabei werden zwei parametrische, die univariate Diskriminanzanalyse (UDA) und die multivariate Diskriminanzanalyse (MDA), sowie ein nicht parametrisches Verfahren, die künstlichen neuronalen Netze (KNN), betrachtet.

2.4 Trennschärfe und systematischer Fehler

Zur Bewertung empirisch-statistischer Verfahren wird die Trennschärfe herangezogen. Hierzu werden die Unternehmen in zwei Gruppen aufgeteilt. Eine Gruppe beinhaltet alle Unternehmen, die nicht insolvenzgefährdet sind. Diese werden als gesunde Unternehmen bezeichnet. Die andere Gruppe besteht aus den kranken Unternehmen, d.h. aus den Unternehmen, die insolvenzgefährdet sind. Die Trennschärfe eines Verfahrens ist dabei umso geringer, je höher die Anzahl der Fehlklassifikationen ist. Zur Bestimmung der Trennschärfe wird der systematische Fehler untersucht. Dieser besteht aus Fehlern erster Art (α -Fehler) und Fehlern zweiter Art (β -Fehler). Beim α -Fehler werden Unternehmen der Gruppe der gesunden (nicht insolvenzgefährdeten) Unternehmen zugeordnet, obwohl sie tatsächlich krank (insolvenzgefährdet) sind. Beim β -Fehler werden Unternehmen fälschlicherweise den kranken Unternehmen zugeordnet. Weisen Insolvenzverfahren einen hohen α -Fehler aus, so bedeutet das aus Sicht eines Kreditinstituts, dass Kredite an Unternehmen vergeben werden, bei denen mit einem Kreditausfall gerechnet werden muss. Tritt der Kreditausfall tatsächlich ein, kann es vorkommen, dass die komplette Kreditsumme oder zumindest ein Teil davon als Aufwand verbucht werden muss. Ein hoher β -Fehler hat lediglich zur Konsequenz, dass kein Kreditgeschäft mit potentiellen gesunden Unternehmen zustande kommt, was nur zu Opportunitätskosten führt. Hieraus wird ersichtlich, dass der systematische Fehler mit hohen Kosten verbunden sein kann. Demzufolge sind Kreditinstitute darauf bedacht, empirisch-statistische Verfahren zur Insolvenzprognose so zu konzipieren, bei

¹⁶ Vgl. Bemann (2007), S. 16.

¹⁷ Vgl. Bemann (2007), S. 16.

denen der α -Fehler möglichst gering ausfällt. Der daraus resultierende höhere β -Fehler hat zur Folge, dass gesunden Unternehmen des Öfteren unberechtigtweise die Kreditvergabe verwehrt wird.¹⁸

3 Ausgewählte Insolvenzprognoseverfahren

3.1 Diskriminanzanalyse

3.1.1 Methodik und Bewertung der univariaten Diskriminanzanalyse

Bei der UDA wird jede einzelne Kennzahl daraufhin untersucht, wie gut sie die Trennung von gesunden und kranken Unternehmen ermöglicht. Hierfür werden die Ausprägungen der Kennzahlen von gesunden und kranken Unternehmen jeweils auf signifikante Unterschiede überprüft. Folgende Abbildung verdeutlicht die Ermittlung des Diskriminanzwerts.

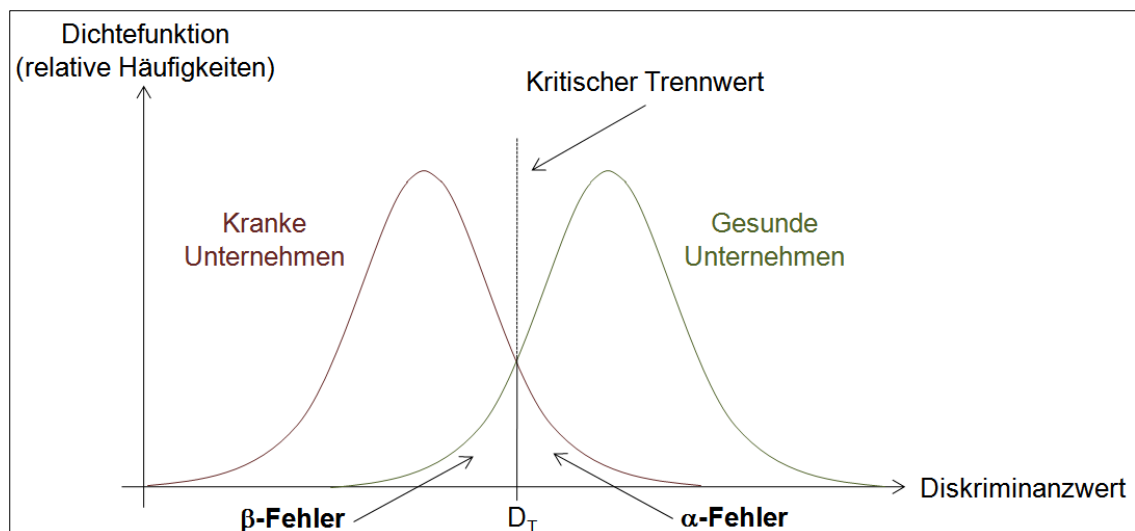


Abbildung 2: Beispiel zur Bestimmung des Trennwerts

Quelle: In Anlehnung an: Alparslan (2007), S. 104.

Der Diskriminanzwert jeder untersuchten Kennzahl, der beide Gruppen mit der geringsten Anzahl von Fehlklassifikationen trennt, wird mit Hilfe von heuristischen Suchverfahren ermittelt. Dieser Diskriminanzwert wird auch als kritischer Trennwert bezeichnet und befindet sich in der Abbildung bei D_T . Es gilt, dass die Kennzahl, welche die wenigsten Fehlklassifikationen verursacht, letztendlich zur Klassifikation der Unternehmen verwendet wird¹⁹.

Die Ergebnisse der UDA sind leicht zu interpretieren und die Durchführung ist im Vergleich zu anderen Insolvenzprognoseverfahren weniger aufwendig. Aufgrund modell-

¹⁸ Vgl. Alparslan et al. (2007), S. 100 f.

¹⁹ Vgl. Alparslan et al. (2007), S. 103-105.

immanenter Mängel hat die UDA allerdings unbefriedigende Ergebnisse zur Folge. Dies liegt unter anderem daran, dass zahlreiche der zur Verfügung stehenden Informationen, die zur Klassifikation herangezogen werden können, nicht berücksichtigt werden. Ebenso vernachlässigt die UDA die vielschichtigen Ursachen einer Insolvenz. So werden z.B. Interdependenzen, die zwischen einzelnen Kennzahlen bestehen, nicht berücksichtigt, obwohl sie bei gemeinsamer Betrachtung zu besseren Klassifikationsergebnissen führen würden. Andererseits kann auch die Betrachtung mehrerer Kennzahlen zu schlechteren Ergebnissen führen. Ein besonderes Problem stellen divergierende Klassifikationsergebnisse dar. Klassifikationsergebnisse sind dann divergierend, wenn zwei unterschiedliche Kennzahlen die Unternehmen gegensätzlich zuordnen, d.h. eine Kennzahl würde das Unternehmen als gesund ansehen, die andere Kennzahl hingegen würde dasselbe Unternehmen als krank bewerten. Ebenso ist es einer einzelnen Kennzahl nicht möglich die gesamte wirtschaftliche Lage eines Unternehmens anzugeben.²⁰

3.1.2 Vorbemerkungen zum Modell der MDA

Die MDA zählt zu den am häufigsten eingesetzten und beliebtesten Insolvenzprognoseverfahren. Vor allem deutsche Kreditinstitute geben an, dass sie die MDA für Kreditvergabeentscheidungen heranziehen.²¹ Dies liegt zum einen daran, dass es bereits seit mehr als 40 Jahren untersucht wird. Edward I. Altman legte 1968 den Grundstein mit der Ausarbeitung des Z-Score-Modells für den praxisbezogenen Gebrauch der MDA. In seinen Untersuchungen wurden 95 Prozent der zu klassifizierenden Unternehmen der richtigen Gruppe zugeordnet.²²

Allerdings ist der Einsatz der MDA mit strengen Anwendungsvoraussetzungen verbunden, die der Erreichung eines optimalen Klassifikationsergebnisses dienen. Häufig sind diese jedoch nicht erfüllt. Folgende Regeln müssen bei der Anwendung der MDA berücksichtigt werden.²³

- Kennzahlen, die zur Bestimmung des Trennwerts verwendet werden, müssen in der Grundgesamtheit normalverteilt sein
- Die Varianzen der Kennzahlen in beiden Gruppen müssen in der Grundgesamtheit gleich groß sein, d.h. Varianzhomogenität ist vorgeschrieben

²⁰ Vgl. Alparslan (2007), S. 104 f.

²¹ Vgl. Günther/Grüning (2000), S. 44.

²² Vgl. Altman (1968), S. 599.

²³ Vgl. Anders/Szczesny (1998), S. 894.

- Es darf keine Multikollinearität zwischen den herangezogenen Kennzahlen vorliegen, d.h. die Kennzahlen müssen unabhängig voneinander sein

3.1.3 Methodik der MDA

Bei der MDA werden im ersten Schritt die Werte der zuvor definierten Kennzahlen (z.B. EBIT/total assets) aus jedem einzelnen Jahresabschluss der Analysestichprobe berechnet. Anhand der berechneten Kennzahlenwerte wird ermittelt, welche Kennzahlen gesunde und kranke Unternehmen bestmöglich trennen und eine geeignete Gewichtung festgelegt. Dazu kann die schrittweise Diskriminanzanalyse verwendet werden. Hierbei wird die Kennzahl, bei der der Abstand zu den gesunden und kranken Unternehmen am größten ist, in die Diskriminanzfunktion integriert. Anschließend wird die nächste Kennzahl, die gemeinsam mit der zuvor gewählten die Gruppen der kranken und gesunden Unternehmen am besten voneinander trennt, aufgenommen. Dieser Prozess wird solange fortgeführt, bis die Aufnahme einer weiteren Kennzahl die Klassifikationsleistung nicht mehr signifikant verbessert. Das Resultat ist eine Diskriminanzfunktion, in der die ausgewählten Kennzahlen gewichtet und zu einer linearen Funktion miteinander verknüpft sind.²⁴

$$D = a_0 + a_1 * x_1 + a_2 * x_2 + \dots + a_n * x_n$$

Zur Ermittlung des Diskriminanzwerts D werden für x_1 bis x_n die Kennzahlenwerte der zu beurteilenden Unternehmen eingesetzt und mit den zugehörigen Gewichten a_1 bis a_n multipliziert. Die daraus resultierende Summe wird mit dem Absolutglied a_0 addiert. Anhand des Absolutglieds a_0 kann der sogenannte Trennwert zwischen beiden Gruppen verschönert werden. Das bedeutet, dass die Höhe des Absolutglieds frei gewählt werden kann, um damit den Trennwert beispielsweise auf Null zu legen.²⁵

Im zweiten Schritt der MDA muss der kritische Trennwert festgelegt werden. Dieser ist maßgeblich für die Zuordnung der Unternehmen zu einer der beiden Gruppen (gesund oder krank). Liegt der Diskriminanzwert eines Unternehmens unterhalb des Trennwerts, wird das Unternehmen der Gruppe der kranken Unternehmen zugeteilt und umgekehrt. Die Wahl des Trennwerts ist entscheidend für die Anzahl der Fehlklassifikationen. Durch eine Verschiebung des kritischen Trennwerts D kann die Höhe des α - und β -Fehlers beeinflusst werden.²⁶ Folgende Abbildung zeigt einen Vergleich verschiedener Diskriminanzfunktionen.

²⁴ Vgl. Baetge (1998), S. 561 f.

²⁵ Vgl. Baetge (1998), S. 561 f.

²⁶ Vgl. Adam (2007), S. 83.

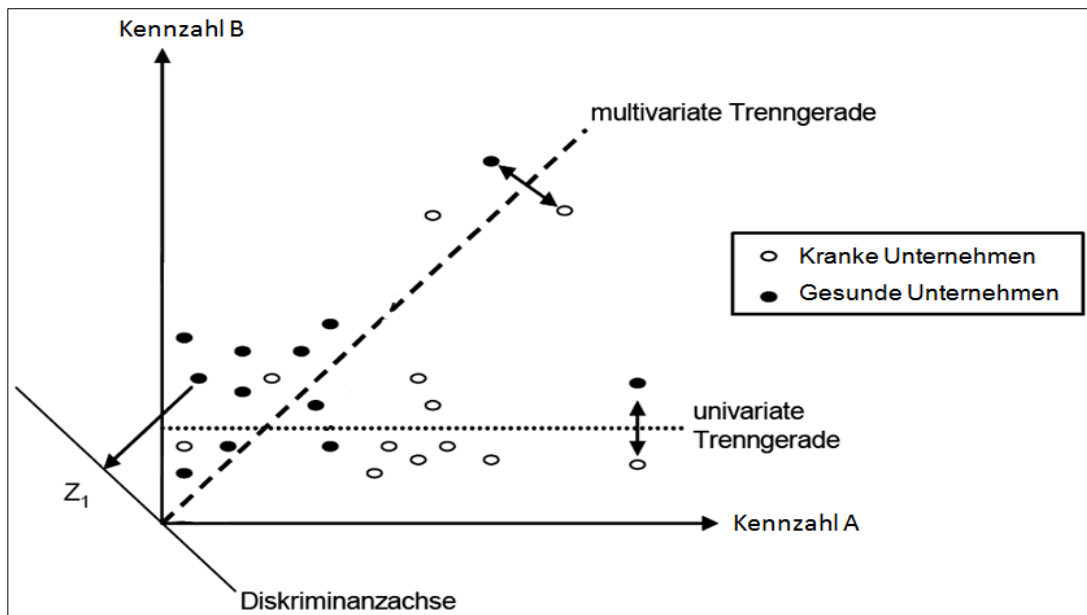


Abbildung 3: Visueller Vergleich der Diskriminanzfunktionen
 Quelle: In Anlehnung an: Daldrup (2006), S. 45.

Wie in der Abbildung zu erkennen ist, kann die MDA durch Einbeziehung der Kennzahlen A und B bessere Klassifikationsergebnisse erzielen als die UDA, die als Grundlage nur Kennzahl B verwendet.

Im letzten Schritt der MDA wird die Diskriminanzfunktion anhand der Kontrollstichprobe getestet. Um eine möglichst objektive Bewertung der Diskriminanzfunktion zu gewährleisten, sollte die Kontrollstichprobe keine Daten von Unternehmen enthalten, die bereits zur Ermittlung der Diskriminanzfunktion verwendet wurden. Je höher die Prognosegenauigkeit ist, desto besser ist die Diskriminanzfunktion.²⁷

3.1.4 Kritische Würdigung

Die MDA erzielt im Vergleich zur UDA wesentlich bessere Prognoseergebnisse. Anstatt, wie es bei der UDA der Fall ist, nur eine isolierte Variable zu betrachten, werden bei der MDA mehrere Einflussfaktoren in Beziehung zueinander gesetzt.²⁸ Allerdings weist die MDA folgende drei Kritikpunkte auf.

1. Hohe Anforderungen an die Verteilungseigenschaften der Variablen:

Die im Rahmen der MDA verwendeten Variablen müssen innerhalb der Gruppen multivariat normalverteilt sein. Das bedeutet, dass nur mit einer sehr geringen Wahrscheinlichkeit besonders hohe bzw. niedrige Kennzahlenausprägungen vorkommen. Zudem müssen die Varianz-Kovarianz-Matrizen der verwendeten Variablen innerhalb der

²⁷ Vgl. Baetge (1998), S. 562-564.

²⁸ Vgl. Alparslan (2007), S. 106.

Gruppen identisch sein.²⁹ Diese Anwendungsvoraussetzungen zu erfüllen, fällt den Anwendern sehr schwer.

2. Nicht-Interpretierbarkeit des Diskriminanzwerts:

Das Ergebnis der MDA ist ein Diskriminanzwert, der anhand von Kennzahlen aus der Jahresabschlussbilanz ermittelt wird und die Unternehmen in gesunde und kranke gruppiert. Es ist jedoch anzumerken, dass die individuellen Diskriminanzwerte der Unternehmen nicht interpretierbar sind.³⁰

3. Hohe Korrelation der verwendeten Kennzahlen:

Da die Kennzahlen aus ähnlichen Größen des Jahresabschlusses gebildet werden, weisen sie häufig eine hohe Korrelation auf. Dies kann dazu führen, dass die MDA zu Fehleinschätzungen führt.³¹

Trotz dieser Kritikpunkte, hat sich die MDA in der Praxis bewährt. Dies liegt zum einen daran, dass sich die MDA auch bei Verletzung der Anwendungsvoraussetzungen (multivariat normalverteilt, identische Varianz-Kovarianz-Matrizen) aus der Sicht derjenigen Anwender bewährt, die lediglich an der statistischen Schätzgüte der Insolvenzprognosen interessiert sind.³² Zum anderen ist es möglich, differenzierte Aussagen durch Variation des Trennwerts zu treffen, auch wenn der individuelle Diskriminanzwert selbst nicht interpretierbar ist. Die individuellen Diskriminanzwerte können beispielsweise als ordinale Reihungskriterium interpretiert und auf historische Ausfallraten kalibriert werden. Infolgedessen lassen sich mittels der Diskriminanzwerte sogar Ausfallprognosen für die einzelnen Unternehmen treffen.³³ Die MDA eignet sich daher besser zur Insolvenzprognose als die UDA, da ihr vor allem die Trennung von kranken und gesunden Unternehmen besser gelingt, was aus Abbildung 3 hervorgeht.

3.2 Künstliche neuronale Netze

3.2.1 Vorbemerkungen zum Modell

KNN zählen zu den nichtparametrischen Verfahren. Mit Hilfe solcher Netze wird versucht, die Struktur des menschlichen Gehirns nachzubilden um möglichst komplexe Beziehungen zwischen den Variablen zu modellieren. Solche Verfahren zur Insolvenz-

²⁹ Vgl. Balcaen/Ooghe (2006), S. 75 f.

³⁰ Vgl. Ohlson (1980), S. 112.

³¹ Vgl. Alparslan (2007), S. 107.

³² Vgl. Eisenbeis (1977), S. 875 f.

³³ Vgl. Altman/Saunders (1998), S. 1736 f.

prognose werden vor allem dann eingesetzt, wenn die Beziehungen zwischen den Variablen nicht-linear sind.³⁴

Wie bereits erwähnt, ist der Aufbau von KNN an das Nervensystem des menschlichen Gehirns angelehnt. Informationen zwischen den Nervenzellen werden über die gewichteten Verbindungen übermittelt. Durch den Austausch der Informationen soll über geeignete mathematische Operatoren selbständiges „biologisches Lernen“ nachvollzogen werden.³⁵ Die zwei bekanntesten Arten für eine mögliche Netzstruktur von KNN sind das Multilayer Perceptron (MLP) und die Self-Organizing-Maps von Kohonen, wobei das MLP die am häufigsten verwendete Netzwerkarchitektur darstellt.³⁶ Da das MLP wesentlich besser in der Prognosegenauigkeit abschneidet³⁷, wird im weiteren Verlauf nur auf diese Netzwerkstruktur eingegangen. Folgende Grafik verdeutlicht beispielhaft die Struktur eines MLP.

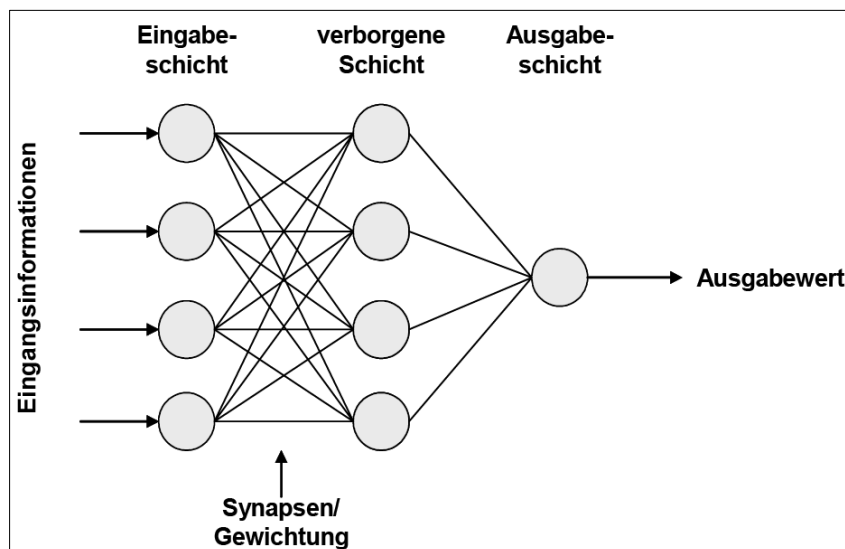


Abbildung 4: Grundstruktur eines neuronalen Netzes
Quelle: Daldrup (2006), S. 57.

Die Grundstruktur eines MLP unterscheidet zwischen drei Arten von Schichten. Dazu gehören eine Eingabeschicht, mindestens eine verborgene Schicht und eine Ausgabeschicht. Die Neuronen der Eingabeschicht erhalten die zu verarbeitenden Informationen jeweils über eine Eingangsleitung. Über mathematische Operatoren werden die Informationen verarbeitet und an die Neuronen der verborgenen Schicht weitergegeben. Die Neuronen der verborgenen Schicht verarbeiten die Informationen ebenfalls über geeignete mathematische Operatoren und geben sie anschließend an die Ausga-

³⁴ Vgl. Steinbrügge (2008), S. 106.

³⁵ Vgl. Backhaus et al. (2008), S. 528.

³⁶ Vgl. Perez (2006), S. 155.

³⁷ Vgl. Lee et al. (2005), S. 14.

beschicht weiter. Analog zur Eingabeschicht verfügt das Neuron der Ausgabeschicht lediglich über eine Ausgangsleitung um das Ergebnis zu übermitteln.³⁸

KNN zeichnen sich vor allem dadurch aus, dass sie selbständig lernen können, d.h. es ist keine explizite Programmierung notwendig, da sie die Klassifizierung von Unternehmen mittels vorgegebener Beispiele selbständig erlernen können. Anhand der Informationen, die der Eingabeschicht zugeführt werden, erfasst das KNN sogenannte Risikomuster um gesunde von kranken Unternehmen zu trennen.³⁹

3.2.2 Methodik künstlicher neuronaler Netze

Bei KNN soll die Differenz zwischen dem tatsächlichen Ergebnis der empirisch erhobenen Ergebnisse und dem Ergebnis der Ausgabeschicht (output layer) minimiert werden. Die relevanten Unternehmensdaten werden dazu den einzelnen Neuronen der Eingabeschicht (input layer) zugeführt. Anschließend werden die Informationen gewichtet an die Neuronen der nachfolgenden Schicht (hidden layer) weitergegeben. Da Neuronen der versteckten Schicht meist Informationen von mehreren Neuronen der Eingabeschicht erhalten, stauen sich zunächst die Informationen an den Neuronen. Zur Weiterverarbeitung werden die gewichteten Summen mittels eines geeigneten mathematischen Operators (Aktivierungsfunktion) umgewandelt. Die umgewandelte Information wird dann wiederum gewichtet an die Neuronen der nächsten Schicht weitergegeben.⁴⁰

Der Datenbestand, der einem KNN zugrunde liegt, wird im Gegensatz zur Diskriminanzanalyse zunächst in eine Lern-, Test- und Validierungsstichprobe unterteilt. Die Datensätze der Lernstichprobe werden dem KNN solange präsentiert, bis es die Unternehmen, die sich in der Lernstichprobe befinden, möglichst gut klassifizieren kann. Den Neuronen werden dazu die Merkmalsausprägungen (Kennzahlen) gemeinsam mit der Angabe, ob das Unternehmen gesund oder krank ist, mitgeteilt.⁴¹

Die Netzparameter, z.B. Anzahl der Lernschritte, können mit Hilfe der Daten aus der Teststichprobe eingestellt werden. Bei dieser heuristischen Herangehensweise werden nach jedem Lernvorgang dem KNN die Daten der Teststichprobe zugeführt, um zu prüfen, ob sich die Klassifikationsleistung verbessert hat. Sobald sich die Klassifikationsleistung verschlechtert, muss das Training abgebrochen werden, da das KNN sonst anfangen würde, die Struktur der Daten auswendig zu lernen. Diese Problematik wird

³⁸ Vgl. Baetge (1998), S. 575 f.

³⁹ Vgl. Daldrup (2006), S. 57.

⁴⁰ Vgl. Backhaus et al. (2008), S. 528 f.

⁴¹ Vgl. Adam (2007), S. 89 f.

als Overtraining bezeichnet. Das Auswendiglernen würde dem KNN die Generalisierungsfähigkeit entziehen. Nicht nur die Anzahl der Lernschritte, sondern auch die Anzahl der Neuronen können anhand der Teststichprobe ermittelt werden. Durch das sogenannte „Pruning“ kann durch Hinzunahme oder Weglassen bestimmter Neuronen eine Verbesserung der Klassifikationsleistung ermöglicht werden.⁴²

Grundsätzlich existieren keine systematischen Regeln für die optimale Struktur eines neuronalen Netzwerks. Die optimale Struktur kann nur durch die beschriebene heuristische Herangehensweise optimiert werden. Daher versteht man die Konstruktion eines solchen Netzwerks auch eher als Kunst denn als Wissenschaft. Erst durch Experimente lässt sich die bestmögliche Struktur ermitteln. Die Ergebnisse mehrerer Studien bestätigen, dass die Existenz einer verdeckten Schicht für die meisten Klassifikationsprobleme ausreichend ist.⁴³

Sobald die optimale Netzstruktur ermittelt wurde, überprüft die Validierungsstichprobe die erlernten Zusammenhänge, um zu ermitteln wie gut das Klassifikationsergebnis ausfällt, wenn unabhängige Datensätze zugeführt werden. Datensätze werden als unabhängig bezeichnet, wenn sie weder für das Training noch für die Einstellung der Netzparameter gedient haben.⁴⁴

Um ein KNN zu trainieren existieren mehrere Trainingsmethoden. Die bekannteste und am häufigsten angewandte Trainingsmethode ist der Backpropagation-Algorithmus (BPA)⁴⁵, der zur Lösung von Klassifikationsproblemen besonders geeignet ist. Beim BPA wird zuerst der Ausgabewert des KNN mit dem gewünschten tatsächlichen Ergebnis verglichen. Ziel ist es, die Differenz zwischen dem Ausgabewert und dem tatsächlichen Ergebnis zu minimieren. Dies wird ausgehend von der Ausgabeschicht durch Korrektur der Verbindungsgewichte zwischen den Neuronen erreicht (backpropagation).⁴⁶ Die Anpassung der Gewichtungen zwischen den Neuronen kann durch Minimierung der mittleren quadratischen Abweichung erzeugt werden. Dies geschieht solange, bis die mittlere quadratische Abweichung minimal ist. Die mittlere quadratische Abweichung ist folgendermaßen definiert.⁴⁷

$$\text{Mittlere quadratische Abweichung} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (z_j - o_j)$$

⁴² Vgl. Baetge (1998), S. 577.

⁴³ Vgl. Zhang et al. (1999), S. 24.

⁴⁴ Vgl. Baetge (1998), S. 578.

⁴⁵ Vgl. Lee et al. (2005), S. 2.

⁴⁶ Vgl. Baetge (1998), S. 576 f.

⁴⁷ Vgl. Zhang et al. (1999), S. 18.

mit: z_j := Zielwert des empirisch erhobenen Ergebnisses
 o_j := Ausgabewert des Netzes
 N = Anzahl der Trainingsläufe

Die folgende Abbildung veranschaulicht beispielhaft die Verarbeitung von Informationen in einem Neuron.

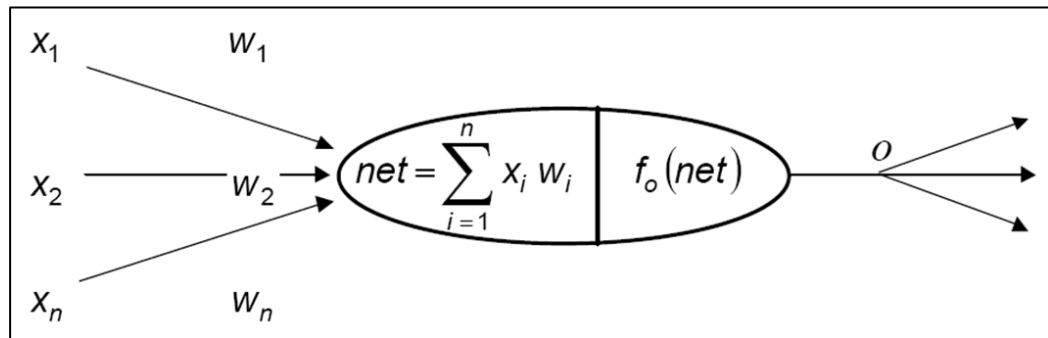


Abbildung 5: Informationsverarbeitung im Neuron
 Quelle: Löbke (2001), S. 71.

Zuerst berechnet sich die Nettoeingabe bzw. der Nettoeingabewert net_j aus der gewichteten Summe aller Eingabeinformationen.⁴⁸

$$net_j = \sum_{i=1}^n x_i * w_i$$

Als Aktivierungsfunktion $f_o(net)$ können sowohl lineare, als auch nicht-lineare Funktionen verwendet werden. Die Aktivierungsfunktion errechnet aus dem Nettoeingabewert net_j den Aktivierungszustand des Neurons. Häufig nimmt der Aktivierungszustand dabei den Wert 1 oder 0 ein. Der Wert 1 bedeutet, dass das Neuron aktiviert ist, der Wert 0 steht für nicht aktiviert.⁴⁹ Die Sigmoid-Funktion ist dabei die am häufigsten verwendete Aktivierungsfunktion.⁵⁰

Zuletzt wird der Ausgabewert o im Intervall zwischen 0 und 1 berechnet. Durch einen festgelegten Trennwert lassen sich die Unternehmen mit ihrem berechneten Ausgabewert klassifizieren.⁵¹

3.2.3 Kritische Würdigung

Die Vorteile der KNN liegen in der Lernfähigkeit und der Möglichkeit, Informationen simultan zu verarbeiten. Des Weiteren ist das Wissen bei KNN in den Gewichten verteilt. Zudem kann zwischen guten und schlechten Informationen unterschieden werden, wenn das KNN richtig trainiert ist. Dies bedeutet, es ist robust gegen Störungen. Darü-

⁴⁸ Vgl. Alparslan (2007), S. 112.

⁴⁹ Vgl. Backhaus et al. (2008), S. 529.

⁵⁰ Vgl. Zhang et al. (1999), S. 18.

⁵¹ Vgl. Löbke (2001), S. 71.

ber hinaus besitzen KNN eine Generalisierungsfähigkeit. Darunter ist zu verstehen, dass Entscheidungsregeln gebildet werden, deren Gültigkeit über die Trainingsdaten hinausgeht.⁵²

Selbstverständlich sind KNN auch mit Nachteilen verbunden. Zum einen kann der Wissenserwerb nur durch Lernen vollzogen werden. Dieses Lernen nimmt sehr viel Zeit in Anspruch, da viele Daten verarbeitet werden müssen. Zum anderen besteht die Gefahr des Overtraining.⁵³ Der größte Nachteil liegt darin, dass KNN sehr komplex sind und eine große Anzahl an verschiedenen KNN existiert. Dies erschwert deren Anwendung.

Dennoch ist das KNN in der Lage nicht-lineare Zusammenhänge mit sehr gutem Erfolg abzubilden. Im Vergleich zur Diskriminanzanalyse unterliegen KNN weniger strengen Anwendungsvoraussetzungen. Die verwendeten Kennzahlenwerte müssen beispielsweise nicht normalverteilt sein, um ein optimales Klassifikationsergebnis zu erzielen. Die simultane Verarbeitung sowohl von quantitativen als auch von qualitativen Daten stellt einen weiteren wichtigen Vorteil von KNN dar. Denn nicht nur Informationen, die aus dem Jahresabschluss gewonnen werden, sondern auch weitere Informationen wie rechtliche und wirtschaftliche Rahmenbedingungen, sollten in das Gesamturteil über die wirtschaftliche Lage eines Unternehmens eingehen.⁵⁴ Zusammenfassend kann festgehalten werden, dass sich KNN aus dieser Sicht besser zur Insolvenzprognose eignen, als die Diskriminanzanalyse.

3.3 Empirischer Vergleich

3.3.1 Z-Score von Altman

Die bedeutendste Studie zur Untersuchung von Insolvenzprognoseverfahren wurde im Jahr 1968 veröffentlicht und stellt bis heute noch die Grundlage einiger kommerzieller Ratingverfahren dar.⁵⁵ Auf Basis einer relativ kleinen Stichprobe von 66 Unternehmen entwickelte Altman folgende multivariate Diskriminanzfunktion.⁵⁶

$$Z - Score = 0,012x_1 + 0,014x_2 + 0,033x_3 + 0,006x_4 + 0,999x_5$$

Mit: x_1 = working capital/total assets
 x_2 = retained earnings/total assets
 x_3 = EBIT/total assets
 x_4 = market value equity/book value of total debt
 x_5 = sales/total assets

⁵² Vgl. Löbbbe (2001), S. 69.

⁵³ Vgl. Löbbbe (2001), S. 69.

⁵⁴ Vgl. Baetge (1998), S. 575.

⁵⁵ Vgl. Bemann (2005), S. 69.

⁵⁶ Vgl. Altman (1968), S. 594.

Unternehmen, bei denen ein Z-Score von weniger als 1,81 ermittelt wird, werden den kranken Unternehmen zugeordnet. Weisen Unternehmen einen Z-Score auf, der größer als 2,67 ist, werden sie den gesunden Unternehmen zugeteilt. Die Unternehmen, deren Z-Score zwischen 1,81 und 2,67 liegt, befinden sich in der sogenannten „overlap area“, was bedeutet, dass keine eindeutige Aussage über den zukünftigen Zustand des Unternehmens getroffen werden kann.⁵⁷ Nur die Originalstudie von Altman mit 95 Prozent Prognosegenauigkeit, bzw. auch dessen spätere Untersuchungen, erzielten sehr gute Ergebnisse mit dem Z-Score.⁵⁸ Diese Ergebnisse basierten jedoch nur auf einem Prognosezeitraum von einem Jahr bis zum Eintreten des Ereignisses. Trotzdem wird der Z-Score in wissenschaftlichen Untersuchungen weiter berücksichtigt, obwohl lediglich die von Altman verwendeten Kennzahlen x_1 bis x_4 sehr gute univariate Prognoseleistungen aufweisen. Diese gute univariate Prognoseleistung ist der Grund, weshalb diese sogenannten Altman-Kennzahlen von vielen Insolvenzprognoseverfahren herangezogen werden. Ein weiterer Aspekt für den Gebrauch des Z-Score als Benchmark stellt gerade dessen schlechte Prognoseleistung dar, da hierdurch die Prognosegenauigkeit anderer Insolvenzprognoseverfahren hervorgehoben werden kann.⁵⁹

3.3.2 Studie von Odom und Sharda

Eine der ersten Untersuchungen, die einen Vergleich von MDA und KNN gezogen hat, war die Studie von Odom und Sharda, die 1990 veröffentlicht wurde. Als Vergleichsverfahren zogen sie den Z-Score von Altman heran. Das Datenmaterial stammt von 129 Unternehmen, von denen 64 gesund waren. Für das KNN wurde ein MLP mit drei Schichten entwickelt und mit dem BPA trainiert. Das KNN erzielte sowohl mit den Daten aus der Teststichprobe/Trainingsstichprobe als auch mit den unabhängigen Daten aus der Validierungsstichprobe bessere Ergebnisse als die MDA.⁶⁰ Folgende Tabelle veranschaulicht die Ergebnisse des Prognosezeitraums für ein Jahr.

	Verfahren	Fehler 1. Art	Fehler 2. Art	Gesamtfehler
Trainingsstichprobe	MDA	5 (13,16%)	0 (0,00%)	5 (6,76%)
	KNN	0 (0,00%)	0 (0,00%)	0 (0,00%)
Validierungsstichprobe	MDA	11 (40,74%)	3 (10,71%)	14 (25,45%)
	KNN	5 (18,52%)	5 (17,86%)	10 (18,18%)

Tabelle 1: Studienergebnisse von Odom/Sharda

Quelle: Adam (2007), S. 119.

⁵⁷ Vgl. Altman (1968), S. 602.

⁵⁸ Vgl. Altman (1968), S. 599.

⁵⁹ Vgl. Bemann (2005), S. 74.

⁶⁰ Vgl. Adam (2007), S. 118 f.

Werden die Ergebnisse der Validierungsstichprobe betrachtet, wird deutlich, dass das KNN eine Prognosegenauigkeit von 81,82 Prozent aufweist. Die MDA erreicht hingegen lediglich eine Prognosegenauigkeit von 74,55 Prozent. Problematisch ist allerdings, dass bei beiden Verfahren jeweils der α -Fehler größer als der β -Fehler ausfällt, d.h. es werden einige Kredite an kranke Unternehmen vergeben. Dennoch schließt das KNN bei einer Gesamtbetrachtung der Ergebnisse besser ab. Bei der Betrachtung der Trainingsstichprobenergebnisse wird insbesondere deutlich, wie gut das KNN im Rahmen dieser empirischen Untersuchung trainiert wurde.

3.3.3 Studie von Anandarajan et al.

Für die Untersuchungen von Anandarajan und seinen Kollegen wurde eine Stichprobe mit 522 Unternehmen aus dem Zeitraum zwischen 1989 und 1996 erhoben, die zu diesem Zeitpunkt in den USA an der Börse notiert waren. Darunter befanden sich 418 gesunde und 104 kranke Unternehmen. Verglichen wurden zwei KNN mit der MDA. Im folgenden wird lediglich auf die Ergebnisse des KNN mit der Struktur eines MLP, das mittels dem BPA trainiert wurde, zwecks einer besseren Vergleichbarkeit der vorherigen Ergebnisse betrachtet. Die Stichprobe wurde unterteilt in eine Lernstichprobe (52 Unternehmen), Teststichprobe (366 Unternehmen) und eine Validierungsstichprobe (104 Unternehmen). Der Prognosezeitraum bezieht sich, wie in den vorigen Untersuchungen, auf ein Jahr.⁶¹

Folgende Resultate ergaben sich nach Anwendung der Stichproben.

Classification Method	ANN-BP		MDA	
	Actual group membership		Actual group membership	
Training sample				
Predicted group	Group 1	Group 2	Group 1	Group 2
Group 1	275	10	171	114
Group 2	11	70	25	56
True-pos. ratio	96.15%	87.50%	87.24%	32.94%
Type 1 error		0.04		0.13
Type 2 error		0.13		0.67
Error rate		0.06		0.38
Validation sample				
Predicted group	Group 1	Group 2	Group 1	Group 2
Group 1	76	6	48	36
Group 2	5	14	10	10
True-pos. ratio	93.83%	70.00%	82.76%	21.74%
Type 1 error		0.06		0.17
Type 2 error		0.30		0.78
Error rate		0.11		0.44

Tabelle 2: Studienergebnisse von Anandarajan et al.
Quelle: In Anlehnung an: Anandarajan et al. (2001), S. 78.

⁶¹ Vgl. Anandarajan et al. (2001), S. 76 f.

Wie zu erkennen ist, erlangte das KNN nach Anwendung der Validierungsstichprobe, also anhand von Daten, die nicht zur Entwicklung des KNN verwendet wurden, eine Prognosegenauigkeit von 89 Prozent. Die MDA liegt dagegen lediglich eine Prognosegenauigkeit von 56 Prozent vor, was bedeutet, dass der Einsatz dieser Diskriminanzfunktion fast durch „Raten“ ersetzt werden könnte. Da die Ergebnisse jedoch knapp über 50 Prozent liegen, wäre der Einsatz noch lohnenswert. Im Gegensatz zur Studie von Odom und Sharda fiel bei dieser Untersuchung für beide Verfahren der α -Fehler geringer als der β -Fehler aus. Diese Aufteilung der systematischen Fehler ist aus Sicht eines Kreditinstituts wünschenswert. Die Untersuchung von Anandarajan und seinen Kollegen bestätigt wie erwartet die Ergebnisse der Studie von Odom und Sharda. Allerdings schneidet hier das KNN deutlich besser ab als in der Studie von Odom und Sharda, da nicht nur die Fehleraufteilung optimaler ausfällt, sondern zudem die Prognosegenauigkeit des KNN deutlich höher ist als die der MDA.

4 Fazit und Ausblick

Diese Arbeit verdeutlicht, dass die UDA zur Prognose von Unternehmensinsolvenzen am wenigsten geeignet ist. Dies liegt besonders daran, dass nur eine Kennzahl herangezogen wird, um ein Unternehmen zu klassifizieren. Die Annahme, dass das wirtschaftliche Überleben eines Unternehmens nur von einer einzigen Kennzahl abhängen soll, erscheint jedoch ziemlich unrealistisch.

Die MDA war vor knapp 40 Jahren eine Pionierleistung auf dem Gebiet der Insolvenzprognoseforschung. Heute dient die MDA zumeist nur noch als ein Benchmarkverfahren für andere Prognoseverfahren. Die Begründung dafür spiegelt sich in der Tatsache wieder, dass die Ergebnisse anderer Prognoseverfahren im Vergleich zu denen der MDA deutlich besser abschneiden.⁶² Die meisten Studien der letzten zwanzig Jahre bestätigen, dass KNN in der Vorhersage von Unternehmensinsolvenzen eine weitaus bessere Prognosegenauigkeit besitzen als die MDA.⁶³ Einige Studien zeigen, dass Insolvenzprognoseverfahren nur für den Zeitraum gute Prognosewerte abgeben, indem sie auch entwickelt wurden. Demnach ist es ebenso kritisch zu sehen, dass das Alter der verwendeten Diskriminanzfunktion im Durchschnitt bei fast zwanzig Jahren liegt. Paradox ist daher die Tatsache, dass die Mehrzahl der deutschen Kreditinstitute auf das Verfahren der MDA zurückgreift.⁶⁴ Eine mögliche Erklärung hierfür liegt in der Komplexität von KNN. Die Komplexität bedeutet für den Anwender, dass die Imple-

⁶² Vgl. Bemann (2005), S. 74.

⁶³ Vgl. Perez (2006), S. 160-162; Paliwal/Kumar (2009), S. 11-13.

⁶⁴ Vgl. Günther/Grüning (2000), S. 45.

mentierung sehr zeit- und kostenintensiv ist. Zudem existieren viele verschiedene Varianten von KNN, die eine Auswahl der passenden KNN für den Anwender erschweren.

Insolvenzprognoseverfahren werden zukünftig noch bedeutender. Dies liegt zum einen an der steigenden Zahl an Unternehmensinsolvenzen und zum anderen an dem ansteigenden Wettbewerb im Bankensektor. Vor allem durch die höheren aufsichtsrechtlichen Forderungen, die sich durch die Einführung von Basel II ergeben haben, benötigen die Kreditinstitute Insolvenzprognoseverfahren, die eine hohe Trennschärfe besitzen, d.h. der systematische Fehler sollte so gering wie möglich ausfallen. Da sich aufgrund des technischen Fortschritts besonders im Bereich der elektronischen Datenverarbeitung die Kosten zur Speicherung und Verarbeitung großer Datenmengen senken, werden die KNN zukünftig kostengünstiger anwendbar sein und somit für Kreditinstitute an Attraktivität gewinnen.⁶⁵

⁶⁵ Vgl. Hauschildt (2000), S. 119.

Literaturverzeichnis

- Adam, Silke (2007):** Das Going-Concern-Prinzip in der Jahresabschlussprüfung, Wiesbaden.
- Alparslan, Adem/Bächstädt, Karl-Heinz/Geldermann, Arnd (2007):** Systeme und Kriterien des Finanzratings, in: Achleitner, Ann-Kristin/Everling, Oliver/Niggemann, Karl A. (Hrsg.): Finanzrating: Gestaltungsmöglichkeiten zur Verbesserung der Bonität, Wiesbaden, S. 95-121.
- Altman, Edward I. (1968):** Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy, in: The Journal of Finance, Vol. 23, No. 4, S. 589-609.
- Altman, Edward I./Saunders, Anthony (1998):** Credit Risk Measurement, Developments Over the Last 20 Years, in: Journal of Banking & Finance, Vol. 21, S. 1721-1742.
- Anandarajan, Murugan/Lee, Picheng/Anandarajan, Asokan (2001):** Bankruptcy Prediction of Financially Stressed Firms: An Examination of the Predictive Accuracy of Artificial Neural Networks, in: International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management, Vol. 10, S. 69-81.
- Anders, Ulrich/Szczesny, Andrea (1998):** Prognose von Insolvenzwahrscheinlichkeiten mit Hilfe logistischer neuronaler Netzwerke, in: Zeitschrift für betriebswirtschaftliche Forschung, Ausgabe 10/1998, S. 892-915.
- Backhaus, Klaus/Erichson, Bernd/Plinke, Wulff/Weiber, Rolf (2008):** Multivariate Analysemethoden: Eine anwendungsorientierte Einführung, Berlin.
- Baetge, Jörg (1998):** Bilanzanalyse, Düsseldorf.
- Balcaen, Sofie/Ooghe, Hubert (2006):** 35 Years of Studies on Business Failure: An Overview of the Classic Statistical Methodologies and their Related Problems, in: The British Accounting Review, Vol. 38, S. 63-93.
- Bemmann, Martin (2005):** Verbesserung der Vergleichbarkeit von Schätzgüteregebnissen von Insolvenzprognosestudien, in: Dresden Discussion Paper in Economics, No. 08/05.
- Bemmann, Martin (2007):** Entwicklung und Validierung eines stochastischen Simulationsmodells für die Prognose von Unternehmensinsolvenzen, Dresden.
- Daldrup, Andre (2006):** Rating, Ratingsysteme und ratingbasierte Kreditrisikoquantifizierung, in: Schumann, Matthias (Hrsg.): Arbeitsbericht Nr. 17/2006, Institut für Wirtschaftsinformatik, Georg-August-Universität Göttingen.

- Eisenbeis, Robert A. (1977):** Pitfalls in the Application of Discriminant Analysis in Business, Finance, and Economics, in: The Journal of Finance, Vol. 32, No. 3, S. 875-900.
- Falkenstein, Eric/Boral, Andrew/Carty Lea V. (2000):** RiskCalc™ For Private Companies, Modeling Methodology, Moody's KMV, <http://www.moodyskmv.com/research/whitepaper/56402.pdf>, Zugriff am 06.05.2010.
- Fischer, Arne (2004):** Qualitative Merkmale in bankinternen Ratingsystemen: eine empirische Analyse zur Bonitätsbeurteilung von Firmenkunden, Bad Soden.
- Günther, Thomas/Grüning, Michael (2000):** Einsatz von Insolvenzprognoseverfahren bei der Kreditwürdigkeitsprüfung im Firmenkundenbereich, in: Die Betriebswirtschaft, 60. Jahrgang, Heft 1, S.39-59.
- Hauschildt, Jürgen (2000):** Vorgehensweise der statistischen Insolvenzprognose, in: Hauschildt, Jürgen/Leker, Jens (Hrsg.): Krisendiagnose durch Bilanzanalysen, 2. Auflage, Köln, S. 119-143.
- Lee, Kidong/Booth, David/Alam, Pervaiz (2005):** A Comparison of Supervised and Unsupervised Neural Networks in Predicting Bankruptcy of Korean Firms, in: Expert Systems with Applications, Vol. 29, S. 1-16.
- Libby, Robert (1975):** Accounting Ratios and the Prediction of Failure: Some Behavioral Evidence, in: Journal of Accounting Research, Vol. 13, No. 1, S. 150-161.
- Löbke, Henner (2001):** Klassifizierung landwirtschaftlicher Jahresabschlüsse mittels neuronaler Netze und Fuzzy Systeme, Bonn.
- Muche, Thomas (2007):** Ein stochastisches Modell zur Insolvenzprognose auf der Basis von Jahresabschlußdaten, in: Betriebswirtschaftliche Forschung und Praxis, Heft 4, S. 376-399.
- Ohlson, James A. (1980):** Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy, in: Journal of Accounting Research, Vol. 18, No. 1, S. 109-131.
- Paliwal, Mukta/Kumar, Usha A.(2009):** Neural Networks and Statistical Techniques: A Review of Applications, in: Expert Systems with Applications, Vol. 36, S. 2-17.
- Perez, Muriel (2006):** Artificial Neural Networks and Bankruptcy Forecasting: A State of the Art, in: Neural Comput & Applic, Vol. 15, S. 154-163.
- Reichling, Peter/Bietke, Daniela/Henne, Antje (2007):** Praxishandbuch Risikomanagement und Rating, Ein Leitfaden, 2. Auflage, Wiesbaden.
- Steinbrügge, Jens (2008):** Optimale Fremdfinanzierung nach Basel II, Wiesbaden.

Zhang, Guoqiang/Hu, Michael Y./Patuwo, B. Eddy/Indro, Daniel C. (1999): Artificial Neural Networks in Bankruptcy Prediction: General Framework and Cross-validation Analysis, in: European Journal of Operational Research 116, S. 16-32.

Ziebach, Michael (2010): Pressemitteilung Nr. 085 vom 09.03.2010: 11,6% mehr Unternehmensinsolvenzen im Jahr 2009,
http://www.destatis.de/jetspeed/portal/cms/Sites/destatis/Internet/DE/Presse/pm/2012/03/PD10__085__52411.psml, Zugriff am 05.05.2010.