

Strukturelle Ausfallmodelle: Lehren aus Einzelschuldnerdaten¹

Strukturelle Kreditrisikomodelle bilden durchschnittliche Ausfallquoten innerhalb von Rating-Klassen nur dann ab, wenn die Modelle auf Unternehmensebene kalibriert werden. Für die Prognose des Pfades von Ausfallquoten im Zeitverlauf sind Einzelschuldnerdaten dennoch von geringer Bedeutung, da wirtschaftliche Faktoren, die allen Schuldnern gemeinsam sind, die Entwicklung der Ausfallprognosen stark beeinflussen.

JEL-Klassifizierung: C520, G100, G300.

Praktiker der Kreditwirtschaft, aber auch Regulierungsinstanzen sind ständig auf der Suche nach verlässlichen Messgrößen für das Ausfall- oder Bonitätsrisiko, d.h. das Risiko, dass ein Schuldner seinen Kreditverpflichtungen nicht nachkommt. Derartige Messgrößen sind für ein solides Management in Kreditinstituten und das Urteil der Bankenaufsicht über deren Verwundbarkeit von grundlegender Bedeutung. Die Familie der in der wissenschaftlichen Literatur entwickelten „strukturellen“ Kreditrisikomodelle bewertet die Wahrscheinlichkeit eines Ausfalls auf der Grundlage von Eigenschaften des Schuldners. Im Rahmen dieses Features wird die Leistungsfähigkeit dreier repräsentativer Modelle dieser Familie geprüft, indem die sich jeweils ergebenden Ausfallwahrscheinlichkeiten (PD; probabilities of default) mit tatsächlich festgestellten Ausfallquoten verglichen werden.

Während eine Reihe ähnlicher Studien ausschliesslich von einem „repräsentativen“ Schuldner mit bestimmten durchschnittlichen Eigenschaften ausgeht, erfolgt die Kalibrierung der Modelle hier bezogen auf einzelne Unternehmen. Der neue Ansatz generiert theoretische Prognosewerte für *durchschnittliche* Ausfallquoten, die sich deutlich von der PD des repräsentativen Schuldners unterscheiden, die tendenziell zu niedrig ausgewiesen wird. Die Unterschiede zwischen den Kalibrierungsansätzen sind jedoch im Wesentlichen unerheblich, solange es lediglich darum geht, *Veränderungen* der Ausfallquoten im Zeitverlauf zu erklären. Diesbezüglich ist der Erklärungswert der Modelle nach beiden Ansätzen uneinheitlich.

¹ Der Beitrag gibt die Meinung des Autors wieder, die sich nicht unbedingt mit dem Standpunkt der BIZ deckt.

Der Grund für diese scheinbar schwer nachvollziehbaren Unterschiede bezüglich der Bedeutung der Datendesaggregation ist relativ einfach. Bei einer Kalibrierung auf Einzelschuldnersebene erhöht sich der geschätzte Wert einer Ausfallquote mit der Streuung der Schuldneigenschaften aufgrund der nicht linearen Struktur der Modelle. Geht man jedoch ausschliesslich von einem repräsentativen Schuldner – und damit von aggregierten Daten – aus, werden Streuungen von Schuldneigenschaften nicht berücksichtigt, was dazu führt, dass das Kreditrisiko zu niedrig geschätzt wird. Verfolgt man im Gegensatz dazu die Entwicklung der Ausfallquoten über einen gewissen Zeitraum hinweg, berücksichtigen die Modelle die *Entwicklung* der Schuldneigenschaften, die durch allgemeine wirtschaftliche Faktoren, die mit Entwicklungen am Aktienmarkt sowie den Kreditkosten in Zusammenhang stehen, beeinflusst werden. Da die PD des repräsentativen Schuldners diese allgemeinen Faktoren widerspiegelt, können diese Modelle anhand aggregierter Daten durchaus Veränderungen des Kreditrisikos prognostizieren.

In den beiden folgenden Abschnitten werden die drei für empirische Analysen verwendeten strukturellen Kreditrisikomodelle vorgestellt und deren Kalibrierung kurz erläutert. Im Anschluss daran wird geprüft, inwiefern die Modelle in der Lage sind, i) durchschnittliche Ausfallquoten zu prognostizieren, ii) Kreditnehmer, die ihren Verpflichtungen nicht nachkommen werden, zu identifizieren und iii) den zeitlichen Verlauf von Ausfallquoten zu erklären.

Drei repräsentative strukturelle Kreditrisikomodelle

Das Feature greift auf drei Kreditrisikomodelle zurück. Im Einzelnen handelt es sich dabei um Entwicklungen von Leland und Toft (1996; im Folgenden als „LT“ bezeichnet), von Anderson, Sundaresan und Tychon (1996; „AST“) sowie von Huang und Huang (2003; „HH“). Gemeinsam ist diesen drei Modellen, dass sie den auf bedingten Ansprüchen basierenden Ansatz von Merton (1974), nach dem ein Ausfall eintritt, wenn der Wert der Vermögenspositionen des Schuldners unter einen bestimmten Schwellenwert fällt, nutzen und erweitern.

Die Modelle unterscheiden sich bezüglich der Bestimmung dieser Ausfallsschwelle („default trigger“) voneinander. Das HH-Modell mit einer exogen bestimmten Ausfallsschwelle, bei der Anreize seitens der Kreditnehmer *nicht* berücksichtigt sind, die sich aber mit der geschätzten Verlustquote bei Ausfall (loss-given-default; LGD)^{2, 3} deckt, kommt dabei Mertons Modell am nächsten. Beim AST- und LT-Modell ist der Schwellenwert endogen, d.h. strategisch vom Kreditnehmer bestimmt. Das LT-Modell, bei dem ein Unternehmen, das ausfällt, an die Kreditgeber übergeht, verwendet einen Schwellenwert, der für jeden Vermögenswert den Wert des Eigenkapitals des Unternehmens maximiert. Beim AST-Modell kann der Schuldner eine Umschuldung der Kredit-

Drei strukturelle Modelle ...

² Die Verlustquote bei Ausfall (LGD) ist definiert als die Höhe des Verlusts bei einem Ausfall als Anteil am Nennwert der Schuld.

³ Tarashev (2005) kommt zum Ergebnis, dass die vom HH-Modell implizierten PD denjenigen von Longstaff und Schwartz (1995), die ebenfalls von einer exogenen Ausfallsschwelle ausgehen, sehr stark ähneln.

verbindlichkeiten vornehmen; die Definition von „Ausfall“ entspricht somit eher derjenigen, die auch von den Rating-Agenturen verwendet wird. Dabei kann ein Kreditnehmer ausfallen, bevor der Wert seiner Vermögenspositionen den Schwellenwert des LT-Modells erreicht hat, um seinen Vertrag neu auszuhandeln.

... mit unterschiedlichen impliziten Ausfallsschwellen

In der Theorie reagieren die PD sehr stark auf die in den Modellen unterschiedlich angesetzten Schwellenwerte. Die Kalibrierung des HH-Modells erfolgt im Wesentlichen anhand einer geschätzten *durchschnittlichen* Verlustquote in jedem Querschnitt der Stichprobe. Damit wird die Streuung der exogenen Schwellenwerte der Unternehmen begrenzt. Die endogenen Schwellenwerte im LT- und AST-Modell haben identische geschätzte Verlustquoten und hängen von einer Reihe *kreditnehmerspezifischer* Eigenschaften wie Fremdkapitalquoten, Schuldzinsen und Volatilität der Aktiva ab. Die Schwankungen der Schwellenwerte in jedem Querschnitt sind daher deutlich grösser.

Daten

Beim Vergleich der modellimplizierten PD mit den tatsächlichen Ausfallquoten stützt sich das Feature auf Daten von Unternehmensschuldern mit Sitz in den USA. Die Daten umfassen vierteljährliche Datenreihen von Ausfallquoten und ermöglichen die Bildung von parallelen Datenreihen firmenspezifischer modellimplizierter PD für den Zeitraum vom ersten Quartal 1990 bis zum zweiten Quartal 2003. Der Zeithorizont für Ausfallquote und PD beträgt jeweils ein Jahr. Die Berechnung der Ausfallquoten erfolgt entsprechend der üblichen Praxis, d.h. potenziell ausfallende Kreditnehmer werden nach ihrem Rating eingestuft: BBB, BB oder B.⁴

Eine Kalibrierung der Modelle auf Einzelschuldnerbasis setzt die Verwendung unterschiedlicher Datenquellen voraus.⁵ Da die Überlappung der alternativen Quellen nicht vollständig ist, reduziert sich die Grösse der Querschnitte theoretischer PD. Die Grösse nimmt mit der Zeit kontinuierlich zu bei einem mittleren Querschnitt, der 77 Firmen mit Rating BBB, 77 mit BB und 59 mit B umfasst. Wirtschaftsunternehmen machen mehr als 90% der Stichprobe aus.

Modellimplizierte PD und tatsächliche Ausfallquoten

Abbildung durchschnittlicher Ausfallquoten in den Modellen ...

Wenn ein richtig eingestelltes Modell mit Daten einer Zufallsauswahl von Unternehmen einer gegebenen Rating-Klasse verwendet wird, ist die durchschnittliche, auf ein Jahr bezogene PD im Querschnitt eine erwartungstreue

⁴ Der Datensatz ist in Tarashev (2005) ausführlicher beschrieben. Dort wird darüber hinaus dargelegt, dass sich an der Leistungsfähigkeit der Modelle insgesamt wenig ändert, wenn der Zeithorizont auf fünf Jahre erweitert wird. Für Perioden, die über einem Jahr liegen, sind allerdings aufgrund der Länge der verfügbaren Datenreihe Analysen der zeitlichen Veränderungen theoretischer Prognosen nur sehr begrenzt möglich.

⁵ Das vorliegende Feature verwendet Daten von Moody's KMV, Bloomberg und Datastream. Nähere Ausführungen zur Kalibrierung der strukturellen Modelle s. Kasten auf S. 119 und die dort angegebenen Quellen.

Systematischer Fehler in verschiedenen Schätzern von Ausfallquoten ¹							
Rating	Ausfallquote ²	LT-Modell ³		AST-Modell ³		HH-Modell ³	
		Durchschnittliche Einzelschuldner-PD	PD repräsentativer Schuldner	Durchschnittliche Einzelschuldner-PD	PD repräsentativer Schuldner	Durchschnittliche Einzelschuldner-PD	PD repräsentativer Schuldner
B	6,30	6,50	0,90	4,50	0,40	3,80	1,40
BB	1,20	1,40	0,05	1,20	0,01	0,90	0,20
BBB	0,20	0,20	$2 \cdot 10^{-4}$	0,20	$5 \cdot 10^{-4}$	0,09	$3 \cdot 10^{-4}$

¹ Prozentpunkte. Stichprobenzeitraum: 1990 Q1 – 2003 Q2. ² Anteil der Unternehmen, die innerhalb eines Jahres ausfallen, nach Rating-Klasse; Durchschnitt im Zeitverlauf. ³ Theoretische 1-Jahres-PD; nach Rating-Klasse; Durchschnitt der Unternehmen (wenn anwendbar) und im Zeitverlauf.

Tabelle 1

Schätzung der tatsächlichen Ausfallquote derselben Rating-Klasse im darauffolgenden Jahr. Für diese Schätzung sind Einzelschuldnerdaten notwendig. Alternativ dazu sind für die Schätzung der PD des repräsentativen (durchschnittlichen) Schuldners lediglich aggregierte Daten für die entsprechende Rating-Klasse notwendig. Für die Prüfung, ob ein Modell erwartungstreue Ergebnisse liefert und ob bei Vorliegen systematischer Fehler diese von der Desaggregation der Daten abhängen, werden die Durchschnitte der innerhalb eines Jahres aufgetretenen Ausfallquoten mit den jeweiligen alternativen Schätzungen im Zeitverlauf verglichen (Tabelle 1).

Es zeigt sich, dass der systematische Fehler eines Modells vom Grad der Datendesaggregation abhängt. Von den hier betrachteten Modellen unterschätzen die theoretischen PD der repräsentativen Schuldner in allen Rating-Klassen deutlich die tatsächlichen Ausfallquoten. Leland (2004) hat als erster auf diese Tatsache hingewiesen. Im Gegensatz dazu zeigen die beiden Modelle mit „endogenem Ausfallauslöser“ bei einer Kalibrierung auf Einzelschuldner praktisch keine Verzerrungen,⁶ während sich der systematische Fehler des HH-Modells mit „exogener Ausfallmodellierung“ wesentlich verkleinert, aber nicht vollständig verschwindet.

... nur bei Kalibrierung auf Einzelschuldner ..

Die jeweiligen systematischen Fehler der verschiedenen Schätzfunktionen lassen sich mit der nicht linearen Struktur der Modelle erklären. Eine Verschlechterung der Schuldneigenschaften hat einen wesentlich stärkeren (positiven) Einfluss auf die theoretische PD als eine geringfügige Verbesserung dieser Eigenschaften (bei der die PD geringer wird). Entsprechend erhöht sich der Durchschnitt der PD auf Einzelschuldnersebene durch Streuung der Kreditnehmereigenschaften, während die PD des repräsentativen Unternehmens von derartigen Streuungen nicht tangiert wird. Ähnlich kann die negative Verzerrung beim HH-Modell auf die geringe Streuung des exogenen Auslösers bei allen Schuldnern (s. oben) zurückgeführt werden, die die durchschnittliche PD in allen Querschnitten senkt.

⁶ Nur das AST-Modell, das die durchschnittliche Ausfallquote in der Rating-Klasse B zu niedrig schätzt, weicht von dieser allgemeinen Schlussfolgerung ab.

Zur Kalibrierung struktureller Kreditrisikomodelle

In diesem Kasten wird die Kalibrierung der wichtigsten Parameter der Modelle kurz erläutert. Das Verfahren, das sich im Wesentlichen an Leland (2004) sowie Huang und Huang (2003) anlehnt, ist bei Tarashev (2005) ausführlicher dargestellt.

Die meisten Eigenschaften von Schuldner und Schuld können auf Unternehmensebene festgelegt werden. Insbesondere der Schuldzins und die Restlaufzeit der ausstehenden Verbindlichkeiten ergeben sich direkt aus den Daten und spiegeln den Durchschnitt der Schuldtitel des Unternehmens wider. Der Verschuldungsgrad entspricht dem Verhältnis des Buchwerts der Gesamtverbindlichkeiten zur Summe dieses Wertes und der Börsenkapitalisierung. Die Ausschüttungsquote, d.h. der Anteil des Vermögens, der an Inhaber von Schuldtiteln bzw. an Aktionäre ausbezahlt wird, entspricht dem gewichteten Durchschnitt aus Schuldzins und Dividendensatz, wobei die Gewichtungen entsprechend dem Verschuldungsgrad vorgenommen werden. Die Risikoprämie und die Volatilität der Vermögenspositionen werden so kalibriert, dass sie mit der Aktienrisikoprämie und der Aktienkursvolatilität des betreffenden Unternehmens übereinstimmen. Mit Ausnahme des Schuldzinssatzes und der Restlaufzeit, die sich jährlich ändern, werden die übrigen Unternehmensparameter vierteljährlich eingestellt.

Der Wert der Ausfallsschwelle der verschiedenen Modelle ist unterschiedlich. Beim LT- und beim AS-Modell mit „endogener Ausfallmodellierung“ ergibt sich der Wert auf der Grundlage von Unternehmenseigenschaften (z.B. Kapitalwert der Schulden, Schuldzins, Verschuldungsgrad, Ausschüttungsquote und Volatilität der Vermögensgegenstände) und einer geschätzten Verlustquote bei Ausfall (LGD), die innerhalb des jeweiligen Unternehmensquerschnitts als konstant angenommen wird, die sich jedoch von Jahr zu Jahr ändern kann. Beim HH-Modell wird die exogene Ausfallsschwelle so eingestellt, dass sich die gleiche geschätzte LGD und der gleiche Kapitalwert der Schulden ergeben. Nach erfolgter Kalibrierung verändern sich im LT-, AST- und HH-Modell die Ausfallsschwellen vierteljährlich und bei sämtlichen Schuldnern, wobei die HH-Ausfallsschwelle bei allen Schuldnern deutlich weniger Abweichungen zeigt.

Die hier analysierten theoretischen Ausfallwahrscheinlichkeiten beruhen auf einer zeitunabhängigen Schätzung des risikofreien Zinssatzes, d.h. des durchschnittlichen Zinssatzes einjähriger Schatztitel für die gesamte Stichprobe. Tarashev (2005) zeigt, dass die Einbeziehung von Schwankungen des risikofreien Zinssatzes im Zeitverlauf wenig an der allgemeinen Höhe der modellimplizierten Ausfallwahrscheinlichkeiten ändert und sich ihr Erklärungswert bezüglich der Entwicklung der Ausfallraten leicht verschlechtert. Da der risikofreie Zinssatz eine makroökonomische Variable ist, die allen Unternehmen gemeinsam ist, hat dessen Kalibrierung keinen Einfluss auf die Eigenschaft des Modells, Schuldner nach ihrem Kreditrisiko zu differenzieren.

Gibt es eine bestimmte Eigenschaft eines Kreditnehmers, die einen Einfluss darauf hat, ob das Modell die allgemeine Höhe der Ausfallquoten zutreffend schätzen kann? Um diese Frage zu beantworten, werden kreditnehmerspezifische Ausfallwahrscheinlichkeiten unter Verwendung von Firmendaten für jeweils nur *einen* Parameter gleichzeitig (Verschuldungsgrad – d.h. das Verhältnis Verbindlichkeiten/Vermögenswerte, Aktienkursvolatilität *oder* Schuldzins) in Ansatz gebracht, wobei die übrigen kreditnehmerspezifischen Charakteristika mit ihren jeweiligen Durchschnitten bezüglich Quartal/Rating-Klasse einfließen. Die Durchschnittswerte dieser PD für unterschiedliche Spezifikationen sind in Tabelle 2 wiedergegeben. Ein Vergleich zeigt, dass beim AST- und LT-Modell die Streuung des Verschuldungsgrades den grössten Einfluss auf einen Anstieg der durchschnittlichen firmenspezifischen PD hat. Im Gegensatz dazu gibt es beim HH-Modell keine einzelne kreditnehmerspezifische Eigenschaft, die bei den Schätzungen ausschlaggebend wäre.

Einfluss von drei Einzelschuldneigenschaften auf die theoretischen PD ¹										
Rating	Ausfallquote ²	LT-Modell ³			AST-Modell ³			HH-Modell ³		
		Verschuldungsgrad	Aktienkursvolatilität	Schuldzins	Verschuldungsgrad	Aktienkursvolatilität	Schuldzins	Verschuldungsgrad	Aktienkursvolatilität	Schuldzins
B	6,30	5,00	0,80	1,11	3,10	1,10	0,60	2,30	2,40	1,50
BB	1,20	0,90	0,08	0,07	0,40	0,07	0,05	0,50	0,50	0,20
BBB	0,20	0,20	$3 \cdot 10^{-3}$	$3,7 \cdot 10^{-4}$	0,10	$7 \cdot 10^{-3}$	$2 \cdot 10^{-3}$	0,02	0,04	$4 \cdot 10^{-4}$

¹ Prozentpunkte. Stichprobenzeitraum: 1990 Q1 – 2003 Q2. ² Anteil der Unternehmen, die innerhalb eines Jahres ausfallen, nach Rating-Klasse; Durchschnitt im Zeitverlauf. ³ Theoretische 1-Jahres-PD, unter der Annahme, dass nur der im Spaltentitel genannte Parameter bei den einzelnen Unternehmen unterschiedlich ist; nach Rating-Klasse; Durchschnitt der Unternehmen (wenn anwendbar) und im Zeitverlauf.

Tabelle 2

Modellgenerierte PD tatsächlich ausfallender Schuldner

Wie oben dargestellt erklären strukturelle Kreditrisikomodelle Stichprobendurchschnitte von Ausfallquoten nur nach einer Kalibrierung auf Einzelschuldner. Daraus ergibt sich die Frage, ob die Modelle auch in der Lage sind, *spezifische* Kreditnehmer anzugeben, die in Zukunft ausfallen werden. Da die verfügbare Stichprobe zu wenige Ausfälle enthält, ist es nicht möglich, die Frage endgültig zu beantworten. Dennoch ergeben sich einige interessante empirische Gesetzmässigkeiten.

Für die Prüfung, wie weit die Modelle in der Lage sind, in Zukunft ausfallende Kreditnehmer anzuzeigen, werden vierteljährliche Querschnitte unternehmensspezifischer PD gebildet. Für ein gegebenes Quartal werden die in sämtlichen folgenden Perioden ausfallenden Kreditnehmer identifiziert, und es wird ermittelt, wie gross der Anteil der Unternehmen mit einer PD ist, die über dem Median der modellgestützten PD des jeweiligen Querschnitts liegt.⁷ Der Durchschnitt dieses Wertes im Zeitverlauf ist die „Erfolgsquote“ eines bestimmten Modells und ist in Tabelle 3 dargestellt.

Auf der Grundlage dieses relativ groben Kriteriums schneiden die Modelle recht gut ab: Im Durchschnitt zeigen sie bis zu drei von vier in Zukunft ausfallenden Kreditnehmern an. „Fehlreffer“ sind auf niedrige Verschuldungsquoten zurückzuführen, was bestätigt, dass diese Schuldneigenschaft einen sehr starken Einfluss auf die Höhe der theoretischen PD hat. Sämtliche von den LT- und AST-Modellen nicht angezeigte ausgefallene Kreditnehmer weisen einen Verschuldungsgrad auf, der unter dem Medianwert des entsprechenden Querschnitts liegt. Entsprechend niedrig ist auch die Verschuldungsquote bei 90% der Firmen, die das HH-Modell nicht anzeigt, die aber zu einem späteren Zeitpunkt ausfallen.

... mit Identifikation
später ausfallender
Kreditnehmer

⁷ Berücksichtigt werden Ausfälle bis Dezember 2004, und theoretische PD werden bis zum zweiten Quartal 2003 gebildet. Das bedeutet, dass potenziell ausfallende Kreditnehmer über einen Zeitraum von mindestens 18 Monaten verfolgt werden.

Leistungsfähigkeit der Modelle bei der Anzeige zukünftiger Ausfälle ¹ Durchschnitt im Zeitverlauf			
Anzahl der zukünftigen Ausfälle ²	9,6		
	LT-Modell	AST-Modell	HH-Modell
Erfolgsquote ³	0,75	0,69	0,76
¹ Stichprobenzeitraum für Ausfälle Januar 1990 – Dezember 2004, für die Modellkalibrierung 1990 Q1 – 2003 Q4. ² Anzahl der Schuldner, die in einem bestimmten Quartal im Zeitraum von 1990 Q1 – 2003 Q4 beobachtet werden und in einem der folgenden Quartale ausfallen. ³ Anteil der vom Modell angezeigten zukünftigen Ausfälle.			

Tabelle 3

Modellimplizierte PD und der Zeitpfad der Ausfallquoten

Bei der Prognose des Zeitprofils der Ausfallquoten ...

Entscheidungsträger interessieren sich nicht nur für die durchschnittliche Höhe der Ausfallquoten, sondern auch für deren Zeitprofil. In diesem Abschnitt soll der Zusammenhang zwischen prognostizierten und tatsächlich realisierten Ausfallquoten unter Verwendung von Zeitreihen untersucht werden. Im Einzelnen wird dabei die Regression der tatsächlichen Ausfallquote eines bestimmten Jahres über deren Lag von einem Jahr und über die von einem bestimmten Modell am Ende des Vorjahres erzeugte Ausfallprognose verwendet. Wenn ein Modell verwertbare Informationen für die Erklärung der sich mit der Zeit verändernden Ausfallquoten generiert, müssten die entsprechenden PD in der Regression statistisch signifikante Koeffizienten aufweisen. Darüber hinaus müssten die von einem wirklich korrekt arbeitenden Modell erzeugten PD *sämtliche* derzeit verfügbare Informationen, die für eine Prognose der Ausfallquoten nützlich sind, enthalten. In einem wirklich korrekten Modell sollten damit die Ausfallquoten der Vergangenheit in der Regression statistisch nicht signifikant sein.

Zunächst soll der Erklärungswert der Modelle auf der Grundlage desaggregierter Daten betrachtet werden. Dazu wird der Durchschnitt der *firmenspezifischen* PD eines jeden Datenpaares Quartal/Rating-Klasse verwendet. Für eine gegebene Rating-Klasse sind in Tabelle 4 drei Regressionen angegeben; eine für jedes Strukturmodell.

Die Schätzungen dieser drei Regressionen zeigen, dass keines der drei Modelle durchgängig richtige Prognosen liefert. Die Informationen in den Lags der Ausfallquoten sind in der Tendenz den in den theoretischen Schätzern enthaltenen deutlich überlegen. Im Einzelnen ist es so, dass abgesehen von drei Ausnahmen die Lags der Ausfallquoten in den Regressionen insgesamt mit statistisch signifikanten Koeffizienten erscheinen, während die Koeffizienten der durchschnittlichen modellimpliziten PD nicht signifikant sind. Zwei der drei Ausnahmen sind dem LT-Modell zuzuschreiben, das Prognosen von BBB-Ausfallquoten erstellt und bei dem selbst die abhängige Lag-Variable in der Rating-Klasse BB insignifikant ist. Die dritte Ausnahme stellt das

Der Prognosewert der durchschnittlichen Einzelschuldner-PD ¹									
Abhängige Variable: tatsächliche Ausfallquote									
	B-Rating			BB-Rating			BBB-Rating		
Konstante	0,02 (0,12)	0,03 (0,00)	0,02 (0,23)	0,004 (0,01)	0,003 (0,21)	0,007 (0,00)	-0,002 (0,11)	-0,001 (0,44)	-0,001 (0,34)
1-Jahres-Lag der tatsächlichen Ausfallquote	0,37 (0,06)	0,45 (0,04)	0,46 (0,01)	.	0,40 (0,08)	.	0,66 (0,02)	0,63 (0,03)	0,62 (0,03)
LT PD ²	0,13 (0,61)	.	.	0,42 (0,01)	.	.	0,62 (0,08)	.	.
AST PD ²	.	-0,26 (0,21)	.	.	0,26 (0,23)	.	.	-0,39 (0,47)	.
HH PD ²	.	.	0,13 (0,69)	.	.	0,62 (0,00)	.	.	-0,14 (0,87)
Bereinigtes R-Quadrat	0,27	0,29	0,26	0,31	0,24	0,23	0,13	0,07	0,07
Anmerkung: Die Regressionen in den Tabellen 4–7 sind gewichtet, wobei die Gewichtung mit dem Umfang des Querschnitts im entsprechenden Paar Quartal/Rating-Klasse steigt. In den Tabellen 4 und 5 wird die abhängige Lag-Variable nur einbezogen, wenn ihr Koeffizient auf dem 10%-Niveau statistisch signifikant ist. In den Tabellen 6 und 7 wird die abhängige Lag-Variable ausschliesslich dann einbezogen, wenn sie in der entsprechenden Regression in Tabelle 5 erscheint. Die p-Werte beruhen auf robusten Kovarianz-Matrizen nach Newey-West (in den Regressionen zu den Rating-Klassen BB und B) oder auf robusten Kovarianz-Matrizen nach Huber-White (Rating-Klasse BBB). In der Rating-Klasse BBB sind 22 der 54 der tatsächlichen Ausfallquoten gleich null. Um dies zu berücksichtigen, beruhen die BBB-Regressionen auf dem Tobit-Modell, und es werden „zensierte“ Ausfallquoten auf einem niedrigen positiven Wert angenommen (d.h. 0,03%). Das bereinigte R-Quadrat der BBB-Regressionen spiegelt die Güte der Anpassung gegenüber einer geschätzten unzensierten Version der abhängigen Variable wider, die eine lineare Funktion der Regressoren ist.									
¹ Die Regressionen beruhen auf theoretischen 1-Jahres-PD und Ausfallquoten. 54 Beobachtungen von 1990 Q1 – 2003 Q2. P-Werte in Klammern. Fett gedruckt: Koeffizienten, die auf dem 10%-Niveau statistisch signifikant sind. ² Durchschnitte schulderspezifischer PD einer Stichprobenklasse. Tabelle 4									

HH-Modell dar, das bei BB-Ausfallquoten einen hohen Erklärungswert aufweist.⁸

Als nächstes soll nun geprüft werden, ob das Kalibrieren der Modelle auf den repräsentativen Schuldner die Fähigkeit der Modelle, den Zeitpfad der Ausfallquoten zu erklären, beeinflusst. Dazu sind in Tabelle 5 die Ergebnisse der oben dargestellten Regressionsgleichung, bei der die durchschnittliche PD aller Schuldner durch die PD des repräsentativen Schuldners ersetzt wurde, wiedergegeben. Die Substitution hat keinen systematischen Einfluss auf die Güte der Anpassung und führt in einigen Fällen zu verbesserter Signifikanz der theoretischen Vorhersagen.⁹

... sind Unternehmensdaten von nur beschränktem Zusatznutzen ...

Wie ist nun die Tatsache, dass die Vorhersagekraft der durchschnittlichen PD für Einzelschuldner und der PD für repräsentative Schuldner ähnlich ist, zu

⁸ Tarashev (2005) kommt zu dem Schluss, dass ein Modell Informationen über Ausfallquoten enthalten kann, die die Informationen eines anderen ergänzen können. Entsprechend kann die Verwendung von PD unterschiedlicher Modelle in derselben Ausfallquotenregressionsgleichung die Güte der Anpassung wesentlich verbessern.

⁹ Die ordinale Grösse der Regressionskoeffizienten nimmt erheblich zu, wenn PD repräsentativer Schuldner anstelle von durchschnittlichen firmenspezifischen PD verwendet werden, denn, wie in Tabelle 1 dargestellt, ist die erstgenannte PD (repräsentativer Schuldner) Grössenordnungen kleiner als die zweitgenannte PD.

Der Prognosewert der PD repräsentativer Schuldner ¹									
Abhängige Variable: tatsächliche Ausfallquote									
	B-Rating			BB-Rating			BBB-Rating		
Konstante	0,02 (0,01)	0,03 (0,01)	0,01 (0,31)	0,008 (0,00)	0,008 (0,00)	0,009 (0,00)	-0,003 (0,10)	-0,001 (0,41)	-0,002 (0,28)
1-Jahres-Lag der tatsächlichen Ausfallquote	0,34 (0,07)	0,43 (0,03)	0,51 (0,00)	.	.	.	0,73 (0,01)	0,60 (0,03)	0,64 (0,03)
LT PD	0,73 (0,15)	.	.	4,20 (0,03)	.	.	435,00 (0,03)	.	.
AST PD	.	-0,62 (0,57)	.	.	45,40 (0,00)	.	.	-202,40 (0,18)	.
HH PD	.	.	1,02 (0,07)	.	.	1,73 (0,00)	.	.	52,60 (0,75)
Bereinigtes R-Quadrat	0,29	0,26	0,36	0,11	0,41	0,31	0,16	0,10	0,07
Anmerkung: s. Anmerkung Tabelle 4.									
¹ Die Regressionen beruhen auf theoretischen 1-Jahres-PD und -Ausfallquoten. 54 Beobachtungen von 1990 Q1 – 2003 Q2. P-Werte in Klammern. Fett gedruckt: Koeffizienten, die auf dem 10%-Niveau statistisch signifikant sind. Tabelle 5									

vereinbaren mit der oben gemachten Feststellung, wonach nur Schätzer des erstgenannten Typs die durchschnittliche Höhe der Ausfallquoten erklären? Eine mögliche Erklärung sind Marktfaktoren, die bewirken, dass sich die individuellen Kreditnehmereigenschaften im Zeitverlauf in dieselbe Richtung verschieben (was eine Parallelbewegung der beiden alternativen theoretischen Prognosewerte bewirkt), aber dabei diese Eigenschaften zu jedem beliebigen Zeitpunkt unterschiedlich stark beeinflussen (was zu einer Differenzierung nach Einzelschuldnern beiträgt, wobei nur die durchschnittlichen kreditnehmer-spezifischen PD beeinflusst werden).¹⁰ Es werden zwei Gruppen möglicher gemeinsamer Faktoren in Betracht gezogen. Die eine steht in Zusammenhang mit Entwicklungen am Aktienmarkt, die sich in Grössen wie Verschuldungsgrad, Aktienrisikoprämie und Aktienkursvolatilität niederschlagen, und die andere steht über die Schuldzinsen mit den Kreditkosten in Verbindung.¹¹

... wegen der grossen Bedeutung gemeinsamer Faktoren

Um die Bedeutung der Faktoren Aktienmarkt bzw. der Kreditkosten zu prüfen, werden die entsprechenden Parameter auf ihre Stichprobendurchschnittswerte eingestellt und zur Berechnung der modifizierten PD des

¹⁰ Nach Tarashev (2005) hängt die Leistungsfähigkeit der Modelle von einer Reihe unmittelbar zu beobachtender makroökonomischer Indikatoren ab: der Renditenstruktur staatlicher Schuldtitel und den Abweichungen der Grösse Kreditvolumen/BIP vom Trend, einem Vermögenspreisindex und dem realen BIP. Der Artikel kommt zur Schlussfolgerung, dass diese Variablen die Aussagekraft der Modelle nicht vollständig erklären.

¹¹ Die Fremdkapitalquoten können allerdings auch auf die Konditionen am Kreditmarkt reagieren. Bei der Berechnung dieser Quoten werden jedoch der Buchwert der Schulden, der in der Regel im Zeitverlauf stabil ist, und die Börsenkapitalisierung, eine volatile Variable, verwendet.

Der Effekt der Kalibrierung von konstanten Aktienmarktvariablen ¹									
Abhängige Variable: tatsächliche Ausfallquote									
	B-Rating			BB-Rating			BBB-Rating		
Konstante	0,03 (0,03)	0,03 (0,06)	0,03 (0,11)	0,004 (0,06)	0,006 (0,00)	0,006 (0,07)	-0,004 (0,03)	-0,001 (0,51)	0,001 (0,35)
1-Jahres-Lag der tatsächlichen Ausfallquote	0,49 (0,00)	0,44 (0,01)	0,37 (0,08)	.	.	.	0,60 (0,02)	0,60 (0,03)	0,30 (0,27)
LT PD ²	-0,59 (0,57)	.	.	20,15 (0,00)	.	.	9 540,60 (0,01)	.	.
AST PD ²	.	-1,17 (0,82)	.	.	182,40 (0,05)	.	.	-7 968,10 (0,07)	.
HH PD ²	.	.	-0,11 (0,69)	.	.	5,90 (0,18)	.	.	-2 611,20 (0,00)
Bereinigtes R-Quadrat	0,27	0,26	0,26	0,11	0,15	0,17	0,25	0,14	0,29
Anmerkung: s. Anmerkung Tabelle 4.									
¹ Die Regressionen beruhen auf theoretischen 1-Jahres-PD und -Ausfallquoten. 54 Beobachtungen von 1990 Q1 – 2003 Q2. P-Werte in Klammern. Fett gedruckt: Koeffizienten, die auf dem 10%-Niveau statistisch signifikant sind. Kursiv: statistisch signifikante Koeffizienten mit „falschem“ Vorzeichen. ² Theoretische PD des repräsentativen Schuldners, wenn die Aktienmarktvariablen (d.h. Verschuldungsgrad, Aktienrisikoprämie und Aktienkursvolatilität) im Zeitverlauf konstant gehalten werden.									

Tabelle 6

repräsentativen Unternehmens (Tabellen 6 und 7) herangezogen. Wird dabei ein bestimmter Faktor, der modellimplizite Prognosen treibt, im Zeitverlauf als konstant angesetzt, müsste der Erklärungswert der modifizierten PD für tatsächlich festgestellte Ausfallquoten zurückgehen.

Insgesamt zeigen die Ergebnisse der Tabellen 5–7, dass Faktoren des gesamten Marktes tatsächlich nützliche Informationen über zukünftige Ausfallquoten enthalten. Setzt man kreditnehmerspezifische Charakteristika, die mit Entwicklungen am Aktienmarkt in Verbindung stehen, als konstant an, sind denn auch alle drei Modelle nicht mehr in der Lage, den Zeitpfad der Ausfallquoten in den Rating-Klassen B und BB darzustellen. Insbesondere die jeweiligen Steigungskoeffizienten werden statistisch insignifikant oder negativ, und die Güte der Anpassung fällt stark ab. Bei Unternehmen mit BBB-Rating, wo die Ausfallwahrscheinlichkeiten des LT-Modells die einzige Ausnahme darstellen, ergibt sich ein ähnliches Bild. Allgemein kann gesagt werden, dass ein im Zeitverlauf konstanter Schuldzins das Verhalten der jeweiligen Modelle nur wenig beeinflusst. Bei den Modellen mit „endogener Ausfallmodellierung“ verschlechtert sich jedoch die Güte der Anpassung der Regressionen zur Schätzung der Ausfallquoten von Unternehmen mit BB-Rating deutlich.

Zusammenfassung

Dieses Feature geht der Frage nach, inwiefern sich drei strukturelle Kreditrisikomodelle zur Prognose von Ausfallquoten eignen. Zur Erklärung durchschnittlicher Ausfallquoten müssen die Modelle auf Einzelschuldnerbene

Der Effekt der Kalibrierung eines konstanten Schuldzinssatzes ¹									
Abhängige Variable: tatsächliche Ausfallquote									
	B-Rating			BB-Rating			BBB-Rating		
Konstante	0,02 (0,01)	0,03 (0,00)	0,01 (0,40)	0,008 (0,00)	0,008 (0,00)	0,008 (0,00)	-0,003 (0,09)	-0,001 (0,41)	-0,002 (0,23)
1-Jahres-Lag der tatsächlichen Ausfallquote	0,36 (0,05)	0,44 (0,04)	0,55 (0,00)	.	.	.	0,75 (0,01)	0,65 (0,03)	0,66 (0,03)
LT PD ²	0,74 (0,30)	.	.	3,38 (0,02)	.	.	281,10 (0,02)	.	.
AST PD ²	.	-1,80 (0,25)	.	.	59,20 (0,02)	.	.	-1 139,20 (0,53)	.
HH PD ²	.	.	1,65 (0,03)	.	.	3,25 (0,00)	.	.	110,20 (0,49)
Bereinigtes R-Quadrat	0,28	0,30	0,38	0,00	0,01	0,28	0,18	0,07	0,08
Anmerkung: s. Anmerkung Tabelle 4.									
¹ Die Regressionen beruhen auf theoretischen 1-Jahres-PD und -Ausfallquoten. 54 Beobachtungen von 1990 Q1 – 2003 Q2. P-Werte in Klammern. Fett gedruckt: Koeffizienten, die auf dem 10%-Niveau statistisch signifikant sind. ² Theoretische PD des repräsentativen Schuldners, wenn der Schuldzinssatz im Zeitverlauf konstant gehalten wird. Tabelle 7									

kalibriert werden. Doch gemeinsame Faktoren, die in Form aggregierter Daten Berücksichtigung finden, haben einen starken Einfluss auf die Entwicklung individueller Eigenschaften von Kreditnehmern im Zeitverlauf. Entsprechend bringt die Verwendung von Einzelschuldnerdaten keine Verbesserung des (beschränkten) Erklärungswerts der Modelle bezüglich des Zeitprofils der Ausfallquoten.

Die beschriebenen Ergebnisse sind ein erster, ermutigender Schritt auf dem Weg zu einem besseren Verständnis der empirischen Leistungsfähigkeit struktureller Kreditrisikomodelle. Die Ergebnisse sollten jedoch mit Vorsicht betrachtet werden, weil sie von einer kleinen Stichprobe von Unternehmensschuldern ausgehen, die nur einen kurzen Zeitraum umfasst. Längere, mehrere Kreditzyklen umfassende Datenreihen würden die Analyse auf eine sicherere Grundlage stellen und könnten dazu beitragen besser einzuschätzen, inwieweit die Modelle den Auf- und Abschwung des Kreditrisikos in der gesamten Wirtschaft erklären können. Ähnlich könnten grössere Querschnitte die Zuverlässigkeit der Prognosen von Ausfällen einzelner Kreditnehmer und Ausfallquoten zu unterschiedlichen Zeitpunkten signifikant verbessern.

Bibliografie

Anderson, R.W., S. Sundaresan und P. Tychon (1996): „Strategic analysis of contingent claims“, *European Economic Review*, Vol. 40, S. 871–881.

Huang, J. und M. Huang (2003): *How much of the corporate-treasury yield spread is due to credit risk?*, Arbeitspapier.

Leland, H. (2004): „Predictions of expected default frequencies in structural models of debt“, *Journal of Investment Management*, Vol. 2, Nr. 2, S. 1–16.

Leland, H. und K. Toft (1996): „Optimal capital structure, endogenous bankruptcy, and the term structure of credit spreads“, *Journal of Finance*, Vol. 51, S. 987–1019.

Longstaff, F. und E. Schwartz (1995): „Valuing risky debt: a new approach“, *Journal of Finance*, Vol. 50, S. 789–820.

Merton, R.C. (1974): „On the pricing of corporate debt: the risk structure of interest rates“, *Journal of Finance*, Vol. 29, S. 449–470.

Tarashev, N. (2005): „An empirical evaluation of structural credit risk models“, *BIS Working Papers*, Nr. 179, Juli.