

Common Credit Assessment System zur Bonitätsbeurteilung von nichtfinanziellen Unternehmen – das statistische Ratingmodell

Das Common Credit Assessment System (CoCAS) ist ein gemeinsames Projekt der Deutschen Bundesbank (BBk) und der Oesterreichischen Nationalbank (OeNB). CoCAS steht für eine neue flexible Ratinganwendung, die ein modernes, von der OeNB gemeinsam mit der Wirtschaftsuniversität Wien entwickeltes Ratingverfahren zur Bonitätsbeurteilung von nichtfinanziellen Unternehmen nutzt. Hauptanwendungsgebiet von CoCAS ist die Bewertung von nichtfinanziellen Unternehmen, deren Kredite von inländischen Kreditinstituten als notenbankfähige Sicherheiten für Refinanzierungs- und Innertageskredite im Rahmen der Geldpolitik des Eurosystems verwendet werden können. In diesem Beitrag wird das statistische Ratingmodell, die erste Stufe des zweistufigen Ratingprozesses, beschrieben.

Christoph Leitner,
Manuel Mayer¹

Seit der Einführung von CoCAS im Jahre 2011 beteiligen sich drei weitere Zentralbanken (Banco de España, Banque Nationale de Belgique, Banco de Portugal) am gemeinsamen Projekt und nutzen CoCAS als Ratingplattform. CoCAS leistet somit einen wesentlichen Beitrag zur Harmonisierung der Inhouse Credit Assessment Systems (ICAS, Bonitätsbeurteilungsverfahren) im Eurosystem.

Im Eurosystem gewähren die nationalen Zentralbanken ihren Kreditinstituten liquiditätszuführende Refinanzierungs- und Innertageskredite. Diese Kreditgeschäfte sind mit ausreichenden notenbankfähigen Sicherheiten zu unterlegen. In diesem Zusammenhang spielen Kreditforderungen gegenüber nichtfinanziellen Unternehmen in Österreich eine wesentliche Rolle. Damit diese Forderungen als Sicherheiten verwendet werden können, müssen die betreffenden Unternehmen hohe Bonitätsanforderungen erfüllen. Ihre Erfüllung wird von der OeNB mittels eines von der Europäischen Zentralbank (EZB) abgenommenen ICAS überprüft. Konkret übernimmt in der OeNB diese Aufgabe die Abteilung Statistik – Aufsicht, Modelle und Bonitätsanalysen.

In einem zweistufigen Ratingprozess wird anhand eines quantitativen Modells zunächst ein Rating erstellt, das anschließend von OeNB-Analysten unter Verwendung eines Expertenmodells bestätigt bzw. abgeändert wird. Dieser Artikel beschreibt das Rahmenwerk des derzeit verwendeten statistischen Ratingmodells. Im Gegensatz zu gängigen quantitativen Ratingmodellen (z. B. IRB-Modellen) verwendet das statistische Modell von CoCAS nicht nur Ausfallinformationen, sondern auch Ratings von IRB-Banken und externen Ratingagenturen (External Credit Assessment Institutions, ECAs).

Die OeNB verwendet seit der Einführung von ICAS im Jahr 1999 als erste Stufe bei der Bonitätsbeurteilung nichtfinanzieller Unternehmen ein statistisches Modell, das die Ausfallwahrscheinlichkeit von Unternehmen anhand von etablierten Jahresabschlusskennzahlen misst. Wie von vielen Kreditinstituten als interne Ratingmodelle (IRB-Modelle) verwendet, wurden anfangs auch von der OeNB Logit-Modelle genutzt, die „nur“ auf Basis historischer Ausfälle kalibriert werden. Im Jahr 2007 wurde entschieden, zu-

¹ Oesterreichische Nationalbank, Abteilung Statistik – Aufsicht, Modelle und Bonitätsanalysen, christoph.leitner@oenb.at, manuel.mayer@oenb.at

mindest für große Konzerne zusätzliche Daten, die typischerweise nur einer Notenbank zur Verfügung stehen, auszuschöpfen. Um auch Informationen über Bonitätseinstufungen von IRB-Banken und ECAIs (und somit auch Ratings von nicht ausgefallenen Unternehmen), die über das Zentralkreditregister (ZKR) an die OeNB gemeldet werden, verwenden zu können, musste ein neuer Modellrahmen gefunden werden. Dieses Vorhaben wurde durch eine Kooperation mit der Deutschen Bundesbank auf eine breite Basis gestellt und als „Common Credit Assessment System“ (CoCAS) ins Leben gerufen. In einer – wie schon bei mehreren Projekten erfolgreichen – Kooperation von OeNB und Wirtschaftsuniversität Wien sollte ein „state-of-the-art“-Modellrahmen geschaffen werden, der alle gewünschten Anforderungen in höchstem Maße erfüllt. Neben der Verbreiterung der für das Vorhaben nutzbaren Datenbasis zielte die Kooperation mit der BBk auch auf eine Kompetenzen- und Ressourcenteilung ab. Während die OeNB (mit der Wirtschaftsuniversität Wien) die Modellentwicklung federführend übernahm, implementierte die BBk die für die Raterstellung notwendige Applikation (siehe Deutsche Bundesbank, 2015).

Ursprünglich sollte im Rahmen des Projekts CoCAS ein Modell zur Bonitätsbeurteilung von deutschen und österreichischen Unternehmen, die nach den International Financial Reporting Standards (IFRS) bilanzieren, entwickelt werden. Bei diesen sogenannten IFRS-Konzernen handelt es sich um große, kapitalmarktorientierte Konzerne; aufgrund ihrer geringen Ausfallraten ist die Datenlage für die Kalibrierung von klassischen Ratingmodellen nicht optimal.

Schließlich wurde jedoch ein Rahmenwerk geschaffen, das durch seine

Flexibilität einen wesentlichen Beitrag zur Harmonisierung der ICAS-Bonitätsbeurteilungsverfahren im Eurosystem liefert. Das im Jahr 2011 erstmals für deutsche und österreichische IFRS-Konzerne eingesetzte CoCAS-IFRS-Modell wird mittlerweile auch von der Banco de España für spanische, von der Banque Nationale de Belgique für belgische und in naher Zukunft auch von der Banco de Portugal für portugiesische IFRS-Konzerne angewendet. Außerdem wurde aus dem CoCAS-Modellrahmenwerk ein Modell für deutsche und österreichische Unternehmen, die auf nationaler Rechnungslegung basierende Jahresabschlüsse erstellen – in Deutschland Handelsgesetzbuch (HGB), in Österreich Unternehmensgesetzbuch (UGB) – entwickelt.

1 Das statistische Ratingmodell

Der Modellentwicklungsprozess des statistischen Ratingmodells gliedert sich in drei Abschnitte. Zuerst werden Ratinginformationen von IRB-Banken und ECAIs für jedes Unternehmen zu einem sogenannten Konsensurating aggregiert, das die durchschnittliche Marktmeinung von Kreditinstituten und Ratingagenturen über das Unternehmen widerspiegelt. Im nächsten Schritt wird das Konsensurating auf Basis eines Regressionsmodells mit Hilfe von Jahresabschlusskennzahlen erklärt. Abschließend wird die prognostizierte Ausfallrate mit der tatsächlich beobachteten Ausfallrate verglichen. Für den Fall, dass die empirische Ausfallrate signifikant höher ist, werden die im zweiten Schritt prognostizierten Ausfallwahrscheinlichkeiten des Modells nach oben korrigiert.

1.1 Bildung eines Konsensurating

In CoCAS werden im Vergleich zu gängigen binären Modellen – wie den häufig verwendeten Logit-Modellen –

neben Ausfallinformationen auch Ausfallwahrscheinlichkeiten für nicht ausgefallene Unternehmen berücksichtigt. Als Quellen werden IRB-Banken und ECAs herangezogen. Erstere schätzen in ihren internen Modellen für ihre Kreditnehmer Ausfallwahrscheinlichkeiten und liefern diese Einschätzungen (Meldepflicht für Kredite über 350.000 EUR) an das ZKR der OeNB. Zusätzlich werden die veröffentlichten ordinalen Ratinginformationen der ECAs von der OeNB auf der Grundlage von langfristigen Ausfallhistorien in Ausfallwahrscheinlichkeiten für die Unternehmen umgewandelt. Ein erstes Ziel von CoCAS ist es, Bonitätsbeurteilungen (Ausfallwahrscheinlichkeiten) verschiedener Rater für dasselbe Unternehmen zu einem Konsensurating zusammenzuführen. Dazu wird ein Mixed-Effects-Modell angewandt, wofür die Ausfallwahrscheinlichkeiten im Wertebereich von (0, 1) in Probit-Scores mit einem Wertebereich von $(-\infty, +\infty)$ transformiert werden. Unter Berücksichtigung der gegebenen Raterpanelstruktur werden die Ratingbeobachtungen der Rater für alle Unternehmen auf Score-Ebene durch einen unternehmensspezifischen „random effect“ und einen raterspezifischen „fixed effect“ modelliert (siehe Hornik et al., 2010). Aus diesem Modell erhält man für jeden Meldetermin (in Österreich monatlich) eine raterunabhängige Einschätzung für jedes Unternehmen, für das Ratinginformationen vorliegen.

1.2 Nachbildung des Konsensuratings

Wie schon beim Vorgängermodell von CoCAS setzt die OeNB bei der Bonitätsbeurteilung von nichtfinanziellen Unternehmen in erster Line auf Kennzahlen aus der Bilanzanalyse. In der jährlichen CoCAS-Modellkalibrierung werden daher zunächst Jahresabschlüsse mit den Konsensus-Scores aus

dem ersten Schritt verknüpft. Dadurch entsteht der für die Kalibrierung erforderliche Datensatz. Grafik 1 zeigt die Aufteilung der Jahresabschlüsse des Kalibrierungsdatensatzes auf die verschiedenen Branchen der aktuellen Modelle für den Rechnungslegungsstandard HGB/UGB.

Ziel des zweiten Schrittes ist, die entsprechenden Konsensus-Scores mittels Jahresabschlusskennzahlen zu erklären, um in weiterer Folge auf Basis von Jahresabschlussinformationen eine gute Prognose für die Ausfallwahrscheinlichkeit des Unternehmens generieren zu können. Auf statistischer Ebene wird dafür ein lineares Regressionsmodell herangezogen.

Die Auswahl der Kennzahlen aus einem umfangreichen Kennzahlenkatalog erfolgt dabei durch eine Reihe von klassischen statistischen Verfahren unter Beachtung von Signifikanz, Güte, Robustheit, Korrelation und Verfügbarkeit der Daten.

Je nach Rechnungslegungsstandard werden verschiedene Nested-Regression-Modelle verwendet. Für nach den IFRS bilanzierende Konzerne wird derzeit ein Modell aus einem Grundmodell, bestehend aus sechs Bilanzkennzahlen und zwei länderspezifischen Parametern, eingesetzt:

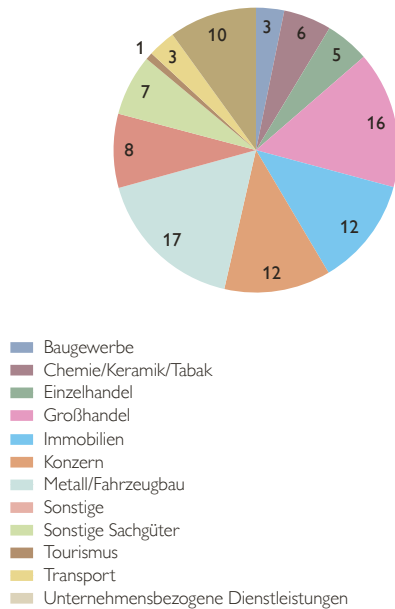
$$S_i = \alpha_c + y_c [\alpha + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \dots + \beta_6 x_{6i}],$$

mit Konsensus-Score S_i des Unternehmens i , einem länderspezifischen Interzept α_c , einem länderspezifischen Faktor für das Grundmodell y_c für das Land c , einem Interzept des Grundmodells α , dem Regressionsparameter β_k der Bilanzkennzahl k und den Bilanzkennzahlen x_{ki} des Unternehmens i . Grafik 2 zeigt die Qualität dieser Schätzung (Konsensus-Score S_i versus geschätzter Konsensus-Score \hat{S}_i) anhand des aktuellen Grundmodells der IFRS-Modelle.

Grafik 1

HGB/UGB-Jahresabschlüsse 2010–2014 nach Branchen

in %



Quelle: OeNB.

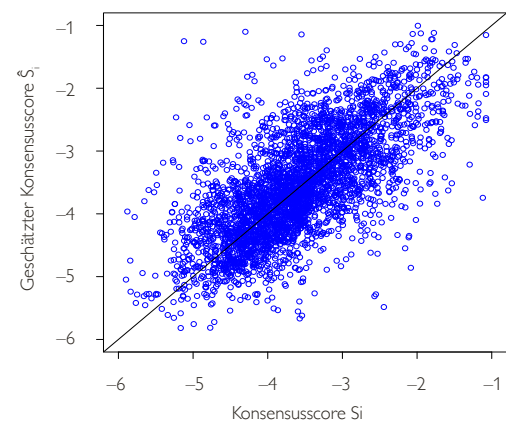
Beim gemeinsamen CoCAS-Modell für nach UGB bilanzierende österreichische und nach HGB bilanzierende deutsche Unternehmen werden branchenspezifische Modelle mit einem für alle Unternehmen identen Grundmodell verwendet. Anhand der wirtschaftlichen Ausrichtung werden die Unternehmen in Konzerne sowie 11 weitere Branchen (Baugewerbe, Chemie/Keramik/Tabak, Einzelhandel, Großhandel, Immobilien, Metall- und Fahrzeugbau, Sonstige Sachgüter, Tourismus, Transport, Unternehmensbezogene Dienstleistungen und Sonstige) eingeteilt. Das Grundmodell besteht aus vier Kennzahlen, das – ergänzt durch drei branchenspezifische Kennzahlen – das Branchenmodell ergibt:

$$S_i = \alpha_s + y_s [\alpha + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \beta_3 x_{3i} + \beta_4 x_{4i}] + \beta_{s1} x_{s1i} + \beta_{s2} x_{s2i} + \beta_{s3} x_{s3i}$$

mit Konsensus-Score S_i des Unternehmens i , einem sektorspezifischen Interzept α_s , einem sektorspezifischen Faktor für das Grundmodell y_s , einem Interzept des Grundmodells α , dem Regressionsparameter β_k der Bilanzkennzahl k des Grundmodells und der Bilanzkennzahlen x_{ki} des Grundmodells, dem Regressionsparameter β_{sm} der sektorspezifischen Bilanzkennzahl m und der sektorspezifischen Bilanzkennzahl x_{smi} des Unternehmens i .

Der Vorteil einer „Nested“-Modellstruktur ist, dass aufgrund des einheitlichen Grundmodells Unternehmen aus verschiedenen Sektoren vergleichbar bleiben und sich Veränderungen des Wirtschaftszweigs bzw. des Sitzlands nicht zu stark auswirken. Außerdem reduziert sich beim HGB/UGB-Modell durch die Aufteilung in Grundmodell und sektorspezifischen Teil die Gesamtzahl von Modellkennzahlen, die verwendet werden, deutlich.

Grafik 2



1.3 Validierung des statistischen Modells anhand von Ausfalldaten

Zum Abschluss der Kalibrierungsphase wird die Kalibrierungsgüte des Modells überprüft. Konkret werden die erwarteten Ausfallraten der Länder- bzw. Sektormodelle mit den tatsächlich be-

obachteten Ausfallraten verglichen. Die verwendete Methode basiert auf den wissenschaftlichen Publikationen von Aussenegg et al. (2011) und Coppens et al. (2007).

Sie verwendet einseitige Binomialtests, die für jede relevante Ratingklasse² (auch Credit Quality Step, CQS, genannt) der „eurosystem’s harmonised rating scale“³ einzeln durchgeführt werden. Die resultierenden p-Werte werden anschließend auf Basis der min-P-Methode von Westfall und Wolfinger (1997) angepasst, um dem Problem der α -Fehler-Inflation, wie zum Beispiel in Döhler (2010) diskutiert, Rechnung zu tragen.

Die Null- und die Alternativhypothese für die einseitigen Binomialtests lauten:

$$\begin{aligned} H_0^q: p_q \leq pd_q \\ H_1^q: p_q > pd_q \end{aligned}$$

wobei p_q die wahre, aber nicht beobachtbare Ausfallwahrscheinlichkeit der Unternehmen in CQS q und pd_q die Benchmark-PD von CQS q (siehe PD⁴-Obergrenzen in Tabelle 1 „CoCAS-Ratingskala“) bezeichnet. Sollte der Validierungstest zeigen, dass die empirischen Ausfallwahrscheinlichkeiten signifikant höher sind als die Benchmark-PDs, so erfolgt eine Korrektur der PDs auf Basis der realisierten Ausfälle.

2 Ergebnisse aus dem statistischen Ratingmodell

Die drei Schritte der Modellkalibrierung liefern als Output eine lineare Modellgleichung mit fixen Parametern

(Koeffizienten der Kennzahlen und einem möglichen Shift aus dem dritten Schritt). Durch Einsetzen der ausgewählten Jahresabschlusskennzahlen kommt man zu einem Probit-Score. Dieser wird durch Transformation in eine PD auf eine 20-teilige CoCAS-Ratingskala gemappt (siehe Tabelle 1). Die 20. Stufe (Ratingklasse „8“) stellt dabei die sogenannte Ausfallklasse dar. Diese wird nicht durch die Modellgleichung prognostiziert, sondern aus externen Quellen (Insolvenzmeldung aus dem Firmenbuch bzw. Bankmeldung in das ZKR) gespeist.

Das Ergebnis aus dem statistischen Modell ist die Einstufung in eine Ratingklasse (1 bis 7, mit Feinstufen ab der 2. Ratingklasse), die mit einer Ausfallwahrscheinlichkeit verbunden ist. Dieses Rating wird in der Folge in einem Expertenmodell, in das ergänzende (zeitnahe) quantitative und qualitative Informationen einfließen, von einem Analysten bestätigt oder korrigiert, um zu einer für monetärpolitische Operationen gültigen Bonitätsbeurteilung zu gelangen.

Mit dem CoCAS-Projekt wurde ein flexibles und innovatives statistisches Modellrahmenwerk zur Bonitätsbeurteilung von Unternehmen geschaffen. Es zeichnet sich besonders durch die verbesserte Datengrundlage im Bereich von „low default portfolios“ aus. Die steigende Anzahl von Projektteilnehmern verdeutlicht den Beitrag von CoCAS zur Harmonisierung der Bonitätsbeurteilungsverfahren auf Eurosystemebene.

² Die Anzahl der relevanten CQSs ist länderspezifisch und richtet sich nach den für das jeweilige Land notenbankfähigen CQSs.

³ Das Mapping zwischen der CoCAS-Ratingskala und den CQSs der „eurosystem’s harmonised rating scale“ (harmonisierten Ratingskala des Eurosystems) ist in der untenstehenden Tabelle „CoCAS-Ratingskala“ dargestellt.

⁴ PD: Probability of Default, Ausfallwahrscheinlichkeit.

Tabelle 1

CoCAS-Ratingskala

	Ratingklasse	Ausfallwahrscheinlichkeit (PD)	Credit Quality Step (CQS)
1	1	PD ≤ 0,10%	Step 1&2
2	2+		
3	2		
4	2–		
5	3+		
6	3		
7	3–		
8	4+	0,10% < PD ≤ 0,40%	Step 3
9	4		
10	4–		
11	5+	0,40% < PD ≤ 1,00%	Step 4
12	5		
13	5–	1,00% < PD ≤ 1,50%	Step 5
14	6+	1,50% < PD ≤ 3,00%	Step 6
15	6	3,00% < PD ≤ 5,00%	Step 7
16	6–		
17	7+	5,00% < PD < 100,00%	Step 8
18	7		
19	7–		
20	8	100,00%	Step 8

Quelle: OeNB.

Literaturverzeichnis

- Aussenegg, W., F. Resch und G. Winkler. 2011.** Pitfalls and Remedies in Testing the Calibration Quality of Rating Systems. *Journal of Banking and Finance* 35(3). 698–708.
- Coppens, F., F. Gonzales und G. Winkler. 2007.** The Performance of Credit Rating Systems in the Assessment of Collateral Used in Eurosystem Monetary Policy Operations. ECB Occasional Paper Series 65.
- Deutsche Bundesbank. 2015.** Das Common Credit Assessment System zur Prüfung der Notenbankfähigkeit von Wirtschaftsunternehmen. *Monatsbericht* Januar 2015. 35–48.
- Hornik, K., R. Jankowitsch, C. Leitner, M. Lingo, S. Pichler und G. Winkler. 2010.** A Latent Variable Approach to Validate Credit Rating Systems. In: D. Rösch und H. Scheule (Hrsg.). *Model Risk in Financial Crises*. Risk Books, London. 277–296.
- Döhler, S. 2010.** Validation of Credit Default Probabilities Using Multiple-testing Procedures. *Journal of Risk Model Validation* 4. 59–92.
- Westfall, P. H. und R. D. Wolfinger. 1997.** Multiple Tests with Discrete Distributions. *The American Statistician* 51. 3–8.