

Zusammenfassung

Ratingmigrationen spielen eine zentrale Rolle im Kreditrisikomanagement, da sie Informationen über die Veränderung der Kreditqualität von Unternehmen liefern. Klassische Ansätze basieren häufig auf homogenen Markov-Ketten und nehmen damit zeitlich konstante Übergangswahrscheinlichkeiten an. Diese Annahme ist jedoch einschränkend, da Ratingübergänge in wirtschaftlichen Stressphasen anders verlaufen können als in stabilen Marktphasen. Ziel dieser Arbeit ist die Entwicklung und Evaluation eines datengetriebenen zeitinhomogenen Markov-Modells zur Schätzung von Ratingmigrationen auf Unternehmensebene. Hierfür wird ein autoregressives Hidden-Markov-Modell erster Ordnung (AR(1)-HMM) auf monatliche Ratingzeitreihen von 2394 Unternehmen im Zeitraum von Januar 2000 bis April 2026 angewendet. Das Modell schätzt verborgene Regime sowie regimeabhängige Ratingübergangsmatrizen ausschließlich auf Basis der historischen Ratingdaten, ohne externe makroökonomische Variablen zu berücksichtigen. Die Parameterschätzung erfolgt mittels des EM-Algorithmus; für die Out-of-Sample-Prognose wird ein filterbasiertes Ein-Schritt-Verfahren verwendet, um Look-ahead-Bias zu vermeiden. Die geschätzten Regime zeigen unterschiedliche Ratingübergangsstrukturen und lassen sich teilweise mit bekannten wirtschaftlichen Stressphasen in Verbindung bringen. Im Haupttestzeitraum von Mai 2025 bis April 2026 erzielt das AR(1)-HMM geringere Prognosefehler als das homogene Markov-Modell. Die monatlichen sowie rating- und sektorweisen Auswertungen bestätigen, dass die Verbesserung nicht ausschließlich auf einzelne Teilgruppen zurückzuführen ist. Ein ergänzendes Backtesting mit expandierendem Trainingsdatensatz zeigt darüber hinaus, dass der Vorteil des AR(1)-HMM insbesondere in Zeiträumen mit erhöhter Ratingmigration besonders ausgeprägt ist. Die Ergebnisse zeigen, dass ein regimeabhängiges AR(1)-HMM Ratingmigrationen flexibler abbilden kann als eine homogene Markov-Kette. Der Mehrwert des Modells liegt vor allem in der datengetriebenen Modellierung zeitlich veränderlicher Übergangsstrukturen. Gleichzeitig bleiben datenbezogene Einschränkungen bestehen, insbesondere durch die geringe Anzahl beobachteter Ratings in den frühen Jahren des Trainingszeitraums, selten beobachtete Ratingklassen und die Sensitivität der Parameterschätzung gegenüber der Initialisierung und Datenverfügbarkeit.

Abstract

Rating migrations are an important aspect of credit risk management, as they describe changes in the credit quality of firms over time. Classical approaches often rely on homogeneous Markov chains and therefore assume constant transition probabilities. This assumption can be restrictive, since rating transitions may differ between stable market environments and periods of economic stress. This thesis develops and evaluates a data-driven time-inhomogeneous Markov model for estimating corporate rating migrations. An autoregressive hidden Markov model of order one (AR(1)-HMM) is applied to monthly rating time series of 2394 firms from January 2000 to April 2026. The model estimates latent regimes and regime-dependent rating transition matrices solely from historical rating data, without using external macroeconomic variables. The parameters are estimated by the EM algorithm, and out-of-sample forecasts are computed using a filter-based one-step prediction procedure in order to avoid look-ahead bias. The estimated regimes exhibit different rating transition structures and can be partly related to known periods of economic stress. In the main test period from May 2025 to April 2026, the AR(1)-HMM achieves lower prediction errors than the homogeneous Markov model. The monthly, rating-specific and sector-specific evaluations indicate that the improvement is not driven only by individual subgroups. An additional expanding-window backtesting analysis further shows that the advantage of the AR(1)-HMM is particularly pronounced in periods with increased rating migration activity. The results indicate that a regime-dependent AR(1)-HMM can represent rating migration dynamics more flexibly than a homogeneous Markov chain. The main benefit of the model lies in its ability to capture time-varying transition structures in a data-driven way. At the same time, several data-related limitations remain, especially due to the sparse availability of observations in the early years of the training period, rarely observed rating classes, and the sensitivity of the parameter estimation to initialization and data availability.