Medição do risco de crédito: Evolução nos últimos 20 anos

Imprecisões nas estimativas do risco de crédito prejuízos nas instituições financeiras, contribuindo eventualmente para o início de crises sistêmicas, tal como a crise do subprime observada em 2008. As experiencias de efeitos contágio advindos das crises financeiras recentes, levaram as instituições financeiras a dedicar grandes quantidades de recursos para prever o risco de crédito com maior precisão, modificando os paradigmas de mercado na mensuração do risco de crédito. A inovação dos métodos de classificação de risco crédito, e a busca por novas fontes de dados foram algumas das respostas às crises econômicas, afastando as instituições financeiras das análises subjetivas, em direção a metodologias mais objetivas e sofisticadas, fazendo uso do armazenamento de dados em nuvem e explorando fontes de informações.

Nesse sentido o presente trabalho contribui nas avaliações de risco de crédito, ao fazer uso simultâneo de fontes dados alternativas e de métodos de aprendizado de máquina na mensuração de risco de crédito. Utilizamos *features* derivadas dos dados da receita federal treinar diversos algoritmos de aprendizado de máquina, comparando a performance de diferentes algoritmos. Adicionalmente, mostramos que adequada utilização das métricas de interpretação permite elucidar a influência de cada *feature* dentro do modelo. Concluímos que a denominação “modelos-caixa-preta”, desde que seja reconhecida a natureza não-linear da interação entre cada *feature* e o *target*.

2.2. Escores de Risco de Crédito Contábeis

Os escores de risco de crédito contábeis são fortemente baseados na comparação de vários índices contábeis de potenciais credores, com os valores médios observados na indústria ou em um clusters de empresas semelhantes. Esses indicadores contábeis são então combinados em um escore de risco de crédito ou probabilidade de inadimplência. Assim, se escore ou probabilidade de risco ultrapassa certo limiar de referência, a operação de crédito é rejeitada. Altman *et al*. (1998) identifica quatro abordagens metodológicas no desenvolvimento de escores contábeis de risco de crédito: (i) o modelo de probabilidade linear, (ii) o modelo *logit*, (iii) o modelo *probit*, e (iv) o modelo de análise discriminante. Entre essas abordagens, destacando-se a análise discriminante e o modelo *logit*. Essas as abordagens utilizam uma função de ligação entre indicadores contábeis e os tomadores de empréstimo inadimplentes e adimplentes.

Os chamados modelos de “risco de ruína” são uma classe de modelos de falência com forte sustentação e utilizados em risco de crédito (Altman *et al*., 1998). Em sua definição mais simples, a falência ocorre quando o valor de mercado dos ativos é inferior às suas obrigações de dívidas. A literatura dos modelos de risco de ruína afirma que, se o valor de mercado dos ativos de uma empresa encontra-se abaixo das suas obrigações com dívidas, então em algum momento ela empresa irá frustrar tais obrigações.

Modelos risco de ruína são encontrados em Wilcox (1973), Scott (1981) e Santomero e Vinso (1977). Scott (1983) encontra muitas semelhanças entre o modelo de risco de ruína e os modelos de precificação de opções (OPM) de Black & Scholes (1973), Merton (1974) e Hull e White (1995), onde a volatilidade do preço das ações de uma empresa é usada como um *proxy* para se obter variabilidade esperada ou implícita nos valores dos ativos, ou seja, o risco dos ativos.

Uma classe de modelos de risco com forte sustentação teórica, utilizam estruturas a termo de spreads de rendimentos de títulos corporativos para obter probabilidades implícitas de inadimplência (Jonkhart, 1979; Iben e Litterman, 1989). Esses modelos derivam taxas a termo implícitas em títulos com e sem risco, extraindo expectativa de inadimplência em diferentes momentos no futuro.

Os chamados modelos de inadimplência e taxa mortalidade (Altman; 1988, 1989) ou modelos de envelhecimento (Asquith *et al.*, 1989), onde as probabilidades de inadimplência são derivadas a partir de dados anteriores de inadimplência de títulos de crédito e o tempo até o seu vencimento. As agências de classificação Moody's (1990) e Standard and Poor's (1991) adotaram esta abordagem de mortalidade em análises de instrumentos financeiros.

Uma tendencia mais recente em risco de crédito é a utilização de aprendizado de máquina, ou mais genericamente inteligência artificial. Esta abordagem faz uso rede relações não-lineares entre as variáveis explicativas, explorando relações latentes que expliquem o risco de crédito. As aplicações mais antigas incluem Altman *et al*. (1994), Coats & Fant (1993) e Turban (1996).

A maior crítica à utilização de inteligência artificial continua sendo a natureza obscura dos algoritmos. Devido à dificuldade de interpretação dos parâmetros e *features*, estes são também referidos como modelos *black box*. Entretanto, recentemente surgiram diversas ferramentas que possibilitam interpretar esses algoritmos, tais como, *Partial Dependence Plot* (Molnar, 2023), valor de SHAP (Lundberg & Lee,2017), gráfico de Efeitos Acumulados Locais (Apley & Zhu, 2020), *Feature Importance* (Janzing, *et al.*, 2020), e LIME (Ribeiro, *et al.*, 2016).

Avanços recentes no poder de computação, disponibilidade de grandes bancos de dados, e armazenagem em nuvem abriram caminho para expansão da mensuração do risco de crédito orientado por IA. Shi, et al. (2022) classificam os algoritmos de aprendizado entre técnicas convencionais, tais como, *k-Nearest Neighbor*, *Random Forest* e *Support Vector Machines*; e redes neurais de aprendizado profundo (*Deep Learning*). Revisão de 76 artigos mostra que as abordagens baseadas em aprendizado profundo (*Deep Learning*) superam as técnicas mais convencionais de aprendizado de máquina (SVM, *k-Nearest Neighbor*, *Random Forest*). Por sua vez as técnicas tradicionais de aprendizado de máquina vez superam as técnicas estatísticas na previsão de risco de crédito, tanto em precisão quanto em eficiência.

Métodos Alternativos de Risco de Crédito

González-Fernández *&* González-Velasco (2020) utilizam análise de sentimento para medir o risco de crédito bancário em países europeus, utilizando para isto dados do Google e avaliando um conjunto de palavras-chave relacionadas ao risco de crédito. As classificações de crédito resultantes apresentam grande semelhança com escores tradicionais bancários. Especialmente em tempos de instabilidade financeira, o desempenho do escore baseado em análise de sentimento ultrapassa o risco de crédito baseado em escores tradicionais.

Giudici *et al.* (2020) realizam estimação de risco de crédito em plataformas de empréstimo *Peer-to-Peer* utilizando medidas de centralidade e similaridade em derivadas da análise de redes. Os autores misturam as medidas alternativas com indicadores financeiros tradicionais. Os resultados encontrados corrigem erros de mensuração típicos encontrados e tais plataformas, melhorando a experiencia do usuário.

**Aprendizado de Máquina em Risco de Crédito**

Referências:

Altman, E., Saunders, A. Credit Risk Measurement: Developments over the last 20 years. Journal of Banking & Finance, v. 21, p. 1721-1742, 1998.

Apley, D. W., Zhu, J. Visualizing the Effects of Predictor Variables in Black Box Supervised Learning Models. Journal of the Royal Statistical Society: Series B, v. 82, p. 1059-1086, 2020. Disponível em: https://academic.oup.com/jrsssb/article/82/4/1059/7056085?login=false

Black, F., Scholes, M. The pricing of options and corporate liabilities. Journal of Political Economy. v. 8, p. 637-659, 1973. Disponível em: http://dx.doi.org/10.1086/260062

Coats, P., Fant, L. Recognizing Financial Distress Patterns Using a Neural Network Tool. Financial Management Association, v. 22, n. 3, p. 142-155, 1993. Disponível em: https://ideas.repec.org/a/fma/fmanag/coats93.html

González-Fernández, M., González-Velasco, C. An alternative approach to predicting bank credit risk in Europe with Google data. Finance Research Letters. V. 35, 101281, 2020. Disponível em: https://doi.org/10.1016/j.frl.2019.08.029

Giudici, P. Hadji-Misheva, B. Spelta, A. Network based credit risk models. V. 32, n. 2, p. 199-211, 2020. Disponível em: https://doi.org/10.1080/08982112.2019.1655159

Molnar, C. Interpretable Machine Learning: A Guide for Making Black Box Models Explainable. Ed. Lulu.com, ISBN: ‎978-0244768522, 2023. Disponível em: https://christophm.github.io/interpretable-ml-book/lime.html#fn50

Lundberg, S., Su-In Lee. A Unified Approach to Interpreting Model Predictions. Advances in Neural Information Processing Systems, 2017. Disponível em: https://arxiv.org/abs/1705.07874

Ribeiro, M., Sameer, S,. Carlos, G. Why Should I Trust You? Explaining the predictions of any classifier. Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery and data mining. ACM (2016). Disponível em: <https://arxiv.org/abs/1602.04938>

Shi, S., Tse, R., Luo, W., D’Addona, S., Pau, G. Machine Learning-Driven Credit Risk: A systemic review. Neural Computing and Applications, v. 34, p. 14327–14339, 2022. Disponível em: <https://link.springer.com/article/10.1007/s00521-022-07472-2>

Moody's Special Report, 1990. Corporate Bond Defaults and Default Rates, p. 1970-1989, April.

Iben, T., Litterman, R., 1989. Corporate bond valuation and the term structure of credit spreads. Journal of Portfolio Management 52±64.

Jonkhart, M., 1979. On the term structure of interest rates and the risk of default. Journal of

Banking and Finance 253±262.