**Мониторинг финансовой устойчивости сети поставщиков**

Точная оценка финансовых рисков и, в частности, прогнозирование банкротств играют важную роль как для экономики, так и для общества. Значительные потери в результате банкротств снижают стабильность бизнес-среды, поэтому для субъектов бизнеса важна оценка устойчивости партнеров, клиентов и финансовых институтов. В большинстве исследований задача прогнозирования финансовых дефолтов рассматривается с точки зрения финансового регулятора (Центрального банка), который имеет доступ к данным по всем компаниям (десятки/сотни тысяч объектов, наблюдаемых в течение 10 и более лет). Это дает возможность строить достаточно точные предиктивные модели, используя не только линейные классификаторы (Burova et al., 2020), но и методы машинного обучения (Barboza et al., 2017). Однако, не меньшую важность такая проблема имеет для предприятий реального сектора, которым важно, например, оценивать финансовую устойчивость своих поставщиков. Особенностью задачи в такой постановке является то, что количество наблюдаемых объектов и сроки их наблюдения гораздо меньше (тысячи компаний, 5–6 лет). В данном случае малый размер выборки ограничивает спектр алгоритмов, используемых для предиктивной модели.

Общий поток исследований, изучающих банкротство, можно разделить на два направления: первое - предсказание банкротств (Altman et al., 2017); второе - теоретические и эмпирические исследования процесса, приводящего к неудаче (Lukason & Laitinen, 2019).

Общей особенностью прогнозных моделей является то, что они рассматривают проблему прогнозирования дефолта как задачу бинарной классификации. При этом чаще всего рассматриваются данные финансовой отчетности за небольшое количество периодов до дефолта. Фактически, эти модели строятся на кросс-секционных данных; коэффициенты за разные периоды времени часто объединяются в одну точку наблюдения; таким образом, индивидуальная динамика фирмы не учитывается. Такой подход игнорирует тот факт, что компании меняются с течением времени, что вызывает различные проблемы и ограничения (Balcaen & Ooghe, 2006). Таким образом, профиль фирмы, измеренный в момент времени t, не может быть сведен только к измерениям в момент времени t - 1, поскольку дефолт в большинстве случаев является результатом длительного процесса (du Jardin & Severin, 2012), а дискриминационная способность коэффициентов нестабильна во времени (Bardos, 2008).

Необходимость исследования процесса, ведущего к финансовым проблемам компании, связана с тем, что обязательства компании часто бывают длиннее того периода, в течение которого риск дефолта оценивается с идеальной точностью (du Jardin, 2017). Таким образом, компанию следует анализировать в более длительной перспективе. Более того, в то время как одни фирмы с определенным профилем финансовых показателей терпят крах, другие с таким же профилем могут преодолеть трудности и вернуться к нормальной деятельности. Поэтому многие авторы утверждают, что существуют различные типы траекторий, которые могут привести или не привести фирму к дефолту в зависимости от ее предыстории и текущих возможностей (D'Aveni, 1989; Ooghe & De Prijcker, 2008).

В данном исследовании рассматривается сеть поставщиков российской машиностроительной, насчитывающая 4792 фирм, наблюдаемых в 2014–2019 г. (Рис. 1). Как следует из Рис. 1, набор данных характеризуется значительным дисбалансом классов, который не постоянен по времени. Кроме того, наблюдаются значительный всплеск финансовых дефолтов в 2016 году, что является следствием кризиса, начавшегося в 2014 г.

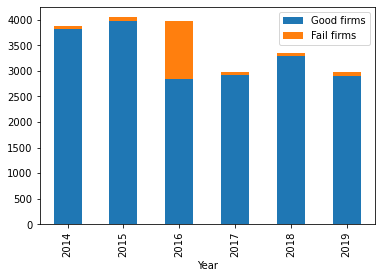


Рис. 1. Динамика сети поставщиков машиностроительной компании.

Для построения предиктивной модели предлагается метод, который помимо бинарных классификаторов, включает модели, учитывающие динамику как всей популяции исследуемых компаний, например, survival analysis (Zelenkov, 2020), так и эффекты, связанные с отдельными объектами и временем, например, нелинейные модели панельной регрессии (Hajjem et al., 2014; Sela and Simonoff, 2012).

Таблица 1. Точность предиктивных моделей (ROC AUC).

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Классификатор | 2015 | 2016 | 2017 | 2018 | 2019 |
| Mixed-effect Random Forest (Hajjem et al., 2014) | 0.543 | 0.552 | 0.532 | 0.550 | 0.612 |
| Linear fixed-effect regression | 0.498 | 0.503 | 0.511 | 0.508 | 0.533 |
| Random Survival Forest | 0.732 | 0.735 | 0.642 | 0.715 | 0.743 |
| AdaBoost | 0.593 | 0.668 | 0.685 | 0.715 | 0.633 |
| Integrated model | 0.812 | 0.820 | 0.805 | 0.807 | 0.821 |

Для предсказания финансового состояния фирм в год t все модели обучались на данных всех предыдущих доступных периодов. Как следует из Таблицы 1, лучшие результаты в относительно стабильные периоды дает Random Survival Forest, однако, его производительность резко деградирует при действии внешних шоков. Точность линейной регрессии с фиксированными эффектами близка к случайному угадыванию.

В качестве модели, объединяющей предсказания всех прочих предикторов (integrated model), использована логистическая регрессия. Таблица 1 подтверждает, что такой подход позволяет построить надежный предиктор, который менее подвержен влиянию внешних шоков.

Литература

Altman, E. I., Iwanicz-Drozdowska, M., Laitinen, E. K., & Suvas, A. (2017). Financial distress prediction in an international context: A review and empirical analysis of Altman's Z-Score model. *Journal of International Financial Management & Accounting*, 28(2), 131–171. <http://dx.doi.org/10.1111/jifm.12053>.

Balcaen, S., and H. Ooghe. (2006). 35 Years of Studies on Business Failure: An Overview of the Classic Statistical Methodologies and Their Related Problems. *The British Accounting Review*. 38:63–93. <https://doi.org/10.1016/j.bar.2005.09.001>

Barboza, F., Kimura, H., & Altman, E. (2017). Machine learning models and bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications*, 83, 405-417.

Bardos, M. (2007). What is at stake in the construction and use of credit scores? *Computational Economics*, 29(2), 159–172. <https://doi.org/10.1007/s10614-006-9083-x>

Burova A., Penikas H., Popova, S. (2020) Probability of Default (PD) Model to Estimate Ex Ante Credit Risk. Bank of Russia. Working paper No. 66 / December 2020.

D'Aveni, R. (1989). The aftermath of organizational decline: A longitudinal study of the strategic and managerial characteristics of declining firms. *Academy of Management Journal*, 32(3), 577–605. <http://dx.doi.org/10.5465/256435>

du Jardin, P., & Séverin, E. (2012). Forecasting financial failure using a Kohonen map: A comparative study to improve model stability over time. *European Journal of Operational Research*, 221(2), 378-396. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2012.04.006>

du Jardin, P. (2017). Dynamics of firm financial evolution and bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications*, 75, 25-43. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.01.016>

Hajjem, A., Bellavance, F. & Larocque, D. (2014). Mixed-effects random forest for clustered data. *Journal of Statistical Computation and Simulation*, 84(6), 1313-1328, <https://doi.org/10.1080/00949655.2012.741599>

Koller, D. and Friedman, N. (2009) *Probabilistic graphical models: Principles and techniques*. MIT Press, Cambridge: MA.

Lukason, 0., & Laitinen, E.K. (2019). Firm failure processes and components of failure risk: An analysis of European bankrupt firms. *Journal of Business Research*, 98: 380-390. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2018.06.025>

Ooghe, H., & De Prijcker, S. (2008). Failure processes and causes of company bankruptcy: A typology. *Management Decision*, 46(2), 223–242. <https://doi.org/10.1108/00251740810854131>

Sela, R.J., & Simonoff J.S. (2012) RE-EM trees: a data mining approach for longitudinal and clustered data. *Machine Learning*, 86, 169-207.

Zelenkov, Y. (2020). Bankruptcy Prediction Using Survival Analysis Technique. In: *2020 IEEE 22nd Conference on Business Informatics (CBI)*, Vol. 2, pp. 141-149. IEEE. <https://doi.org/10.1109/CBI49978.2020.10071>