

АНАЛИЗ КРЕДИТОСПОСОБНОСТИ НЕФИНАНСОВЫХ ОРГАНИЗАЦИЙ РЕСПУБЛИКИ БЕЛАРУСЬ НА ОСНОВЕ ПАНЕЛЬНЫХ ДАННЫХ С КЛАСТЕРНОЙ СТРУКТУРОЙ

В. О. Осипенко

Белорусский государственный университет, г. Минск;

osipenko.vlad2014@yandex.ru

науч. рук. – В. И. Малюгин, канд. физ.-мат. наук, доц.

В статье представляются результаты анализа кредитоспособности нефинансовых организаций Республики Беларусь на основе панельных данных с кластерной структурой с использованием алгоритмов машинного обучения. Результаты исследования могут быть использованы для анализа кредитоспособности на макроуровне (уровне реального сектора экономики) и микроуровне (оценка кредитоспособности нефинансовых организаций) в режиме регулярного обновления данных.

Ключевые слова: кредитоспособность нефинансовых организаций, панельные данные, кластерный анализ, дискриминантный анализ, оценка риска дефолта.

ВВЕДЕНИЕ

Основной экономической деятельностью коммерческого банка является кредитование заемщиков, что вносит значительный вклад в прибыль банка. В то же время предоставление кредитов также способствует приросту общественного капитала, что приводит к увеличению доходов других участников кредитного рынка [1]. Поэтому одной из главных задач кредитования является анализ кредитоспособности заемщиков.

Кредитоспособность – это способность заемщика в срок исполнить обязательства по кредитному договору, своевременно погасив основной долг и начисленные проценты. Для анализа кредитоспособности заемщика коммерческие банки используют внутренние методики и модели, а также экспертные оценки.

Однако, задача оценки кредитоспособности нефинансовых организаций чрезвычайно важна не только для коммерческих банков, но и для государственных регуляторов. В частности, центральные банки заинтересованы в анализе состояния экономики в целом, создании различного рода мероприятий для обеспечения финансовой стабильности и поддержки сбалансированного роста экономики.

Поэтому актуальны следующие задачи анализа кредитоспособности на микроуровне – классификация организаций по степени кредитоспособности с присвоением статистического кредитного рейтинга) и макроуровне: анализ динамики среднего уровня кредитоспособности для различных видов экономической деятельности и экономики в целом; анализ миграции кредитных рейтингов [2].

ЗАДАЧИ И МЕТОДЫ ИХ РЕШЕНИЯ

При анализе кредитоспособности нефинансовых организаций Республики Беларусь на основе панельных данных финансовой отчетности с применением статистических моделей и методов имеют место следующие проблемы: отсутствие классифицированной обучающей выборки предприятий; отсутствие информации о количестве классов кредитоспособности и отсутствие статистики по дефолтам предприятий.

В данном исследовании решаются следующие задачи:

1. Определение количества классов кредитоспособности.
2. Разбиение исходной выборки на классы кредитоспособности (оценивание кредитных рейтингов).
3. Оценивание матрицы миграции кредитных рейтингов.
4. Оценивание кредитных рейтингов для организаций, не входящих в исходную выборку, и организаций из начальной выборки в новые периоды времени.

Для решения данных задач используются алгоритмы кластерного и дискриминантного анализа. Используемая выборка представляет собой информацию о 532 организациях Республики Беларусь ($n = 532$) за период 2013-2018 гг. ($T = 24$), принадлежащих к 5 видам экономической деятельности: промышленность, строительство, торговля, сельское хозяйство и сфера услуг. В качестве переменных, описывающих финансовое состояние организаций, используется 12 финансовых коэффициентов ($N = 12$), обозначаемых $k_1, k_4, k_5, k_1, k_4, k_5, k_6, k_7, k_9, k_{13}, k_{14}, k_{15}, k_{18}, k_{19}$, рассчитанных на основе квартальных отчетов [2].

В результате нормирования переменных все коэффициенты принимают значения от 0 до 1, причем большие значения для каждого коэффициента соответствуют более высокой кредитоспособности организации по соответствующему признаку. Общий подход к анализу кредитоспособности на микро- и макроуровне на основе методов статистического и машинного обучения предложен в работах [1–4]. Отличием данного исследования является использование нового временного периода и совместный анализ всех видов экономических деятельностей.

КЛАСТЕРНЫЙ АНАЛИЗ НЕФИНАНСОВЫХ ОРГАНИЗАЦИЙ РЕСПУБЛИКИ БЕЛАРУСЬ

В силу перечисленных выше проблем в описании панельных данных, на этапе классификации исходной выборки наблюдений с помощью алгоритма кластерного анализа L -средних используется представление панельных данных в виде выборки пространственных наблюдений. Для определения количества кластеров используется «метод локтя», метрика

Davies-Bouldin Index и индекс оценки силуэта [3], а также визуализация центров кластеров в многомерном пространстве признаков (рис. 1).

Исходя из результатов кластерного анализа в предыдущих исследованиях [3-5] было сделано предположение, о наличии четырех классов кредитоспособности. На рис. 1 (левая панель) представлены средние значения (ось ординат) 12 финансовых коэффициентов (ось абсцисс) для классов 1-4. Можно заметить, что для классов 3 и 4 с более высокой степенью кредитоспособности средние значения многих коэффициентов достаточно близки. Кроме того, усредненные по всем коэффициентам значения центров кластеров (правая панель) также указывают на то, что они незначительно различаются, что может свидетельствовать о близости соответствующих классов кредитоспособности. На этом основании классы 3 и 4 были объединены, и далее полагалось, что число классов кредитоспособности равно 3.

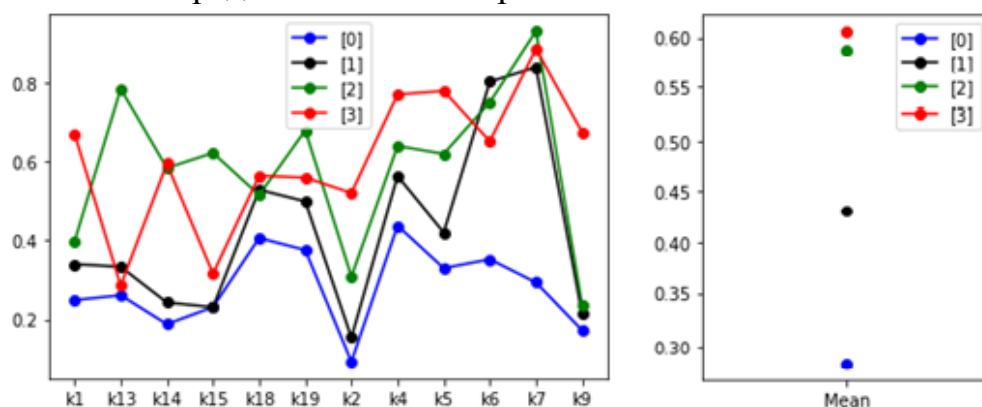


Рис. 1. Анализ разделимость классов кредитоспособности в пространстве 12 признаков

В таблице 1 представлена статистическая оценка матрицы миграции статистических кредитных рейтингов (номеров классов кредитоспособности) для трех классов, рассчитанная по результатам классификации всех организаций. Вид матрицы характерен для случайной последовательности номеров классов, образующей цепь Маркова.

Таблица 1

Матрица миграции кредитных рейтингов

0.87782486	0.10275424	0.0194209
0.07002854	0.88144624	0.04852521
0.02373581	0.08599931	0.89026488

**ДИСКРИМИНАНТНЫЙ
ПОКАЗАТЕЛЕЙ ОРГАНИЗАЦИЙ**

АНАЛИЗ

ФИНАНСОВЫХ

Для классификации новых наблюдений используются оцененные по классифицированной обучающей выборке, полученной на предыдущем шаге, ал-

горитмы дискриминантного анализа: алгоритм на основе модели логистической регрессии и алгоритм случайного леса. Для оценки эффективности работы алгоритмов используются метрики *precision* (точность) и *recall* (полнота). Лучшие результаты по указанным метрикам показал алгоритм логистической регрессии.

На рис. 2 представлены оценки важности классификационных признаков на основе алгоритма случайного леса. Как следует из графика, как и ожидается, наиболее существенными являются показатели, характеризующие качество кредиторской задолженности (коэффициенты k_7 , k_{14}), т.е. предприятия с негативной кредитной историей имеют более высокий риск дефолта (банкротства), а предприятия, которые в срок выполняли свои обязательства перед заемщиками имеют небольшой риск дефолта.

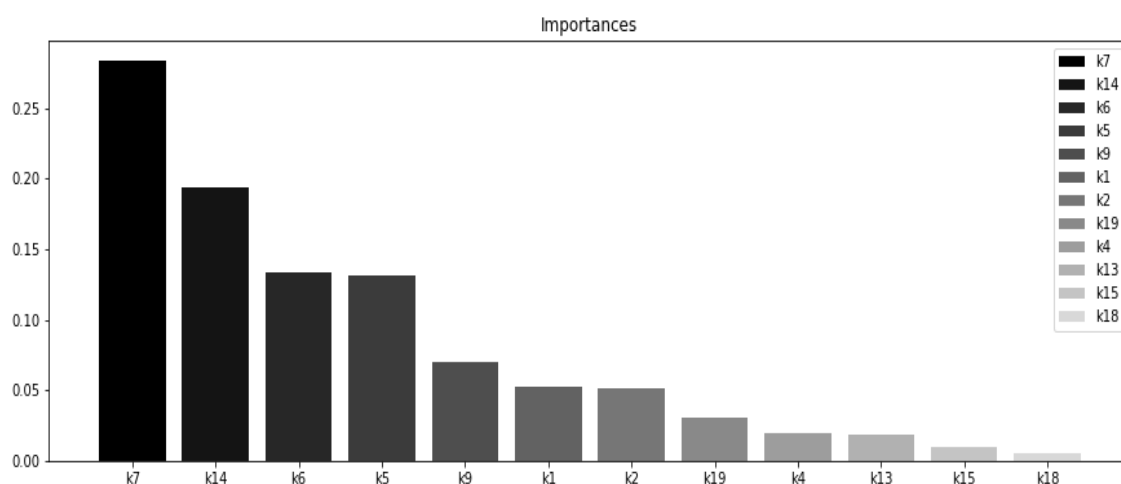


Рис. 2. Анализ важности классификационных признаков

Библиографические ссылки

1. Malugin, V.I. Statistical analysis and econometric modelling of the creditworthiness of non-financial companies / V.I. Malugin, N.V. Hryn, A.Yu. Novopoltsev // Int. J. Computational Economics and Econometrics. – 2014. – Vol. 4(1/2). – P. 130-147.
2. Малюгин, В.И. Система статистических кредитных рейтингов предприятий: методика построения, верификации и применения / В.И. Малюгин, Н.В. Гринь, П.С. Милевский, А.И. Зубович // Банкаўскі веснік. – Тэматычны выпуск «Исследования банка». – 2013. – № 5. – 73 с.
3. Малюгин В.И. Статистический анализ кредитоспособности реального сектора белорусской экономики на основе микроданных / В.И. Малюгин, А.Ю. Новопольцев, Н.В. Гринь, П.С. Милевский // Банкаўскі веснік. – Тэматычны выпуск «Исследования банка». – Апрель, 2018. – 98 с.
4. Малюгин, В.И. Анализ финансовой стабильности реального сектора экономики на основе микроданных: макроэкономический аспект / В.И. Малюгин, А.Ю. Новопольцев // Банковский вестник. – №10. – 2019 – С. 20-27.