

Совершенствование нейросетевой математической модели банкротства корпораций

Д.В. Полупанов¹, С.Р. Абдюшева¹, В.В. Галлямов¹

¹Бакирский государственный университет», Заки Валиди 32, Уфа, Россия, 450076

Аннотация

Рассматриваются различные подходы к совершенствованию нейросетевой логистической модели оценки вероятности банкротства корпораций. Используются различные методы нейросетевого ассамблирования. Для сокращения информационного пространства признаков применяются методы оптимального отбора факторов, а также агрегирования с помощью нечетких матричных сверток и критерия желательности Харрингтона.

Ключевые слова

Банкротство корпораций, нейросетевое моделирование, ассамблирование, селекция и агрегирование факторов

1. Введение

Настоящая работа продолжает исследования по разработке нейросетевых моделей (НСМ) прогнозирования и диагностики банкротства предприятий, различные аспекты которых были затронуты в [1-2]. С точки зрения инструментария, задача повышения точности, адекватности и качества НСМ в условиях неполноты, неточности, неопределённости данных представляет незатухающий исследовательский интерес. С точки зрения практического приложения, оценка банкротства предприятий и организаций в настоящее время, когда периодически возникают объективные и субъективные обстоятельства, осложняющие ведение бизнеса, не теряет свою актуальность. Применение методов искусственного интеллекта, в частности нейросетевых и нечетко-логических, при оценке банкротств позволяет потенциальным кредиторам избежать высоких потерь и затрат вследствие возможной неплатёжеспособности заемщиков. Кроме того, своевременная оценка финансового состояния предприятия, позволит государству принять регулирующие воздействия, чтобы избежать экономических и социальных последствий (неуплату налогов, потерю рабочих мест и т.п.).

2. Постановка задачи

Задача прогнозирования банкротств сводится к построению НСМ, способной на основе совокупности финансово-экономических показателей предприятия с высокой точностью предсказывать метки класса («банкрот» / «не банкрот»). Модель строится на основе ретроспективных данных примерно однородной выборки предприятий.

Традиционно НСМ для классификации, аппроксимации и прогнозирования, построенные на основе парадигмы многослойного персептрона (MLP) могут быть представлены в виде:

$$\hat{y} = F(\mathbf{x}, W), \mathbf{x} \in X \subset \mathfrak{R}^n, y \in Y \subset \mathfrak{R}, \hat{y} \in \hat{Y} \subset C[\mathfrak{R}], \quad (1)$$

где $\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n)$ конкретная численная реализация вектора входных факторов \mathbf{X} ; $y \in Y \subset \mathfrak{R}^1$ – конкретная числовая реализация наблюдаемой выходной случайной величины Y ; \hat{y} – объективный эталон – расчетное значение Y ; $\{W\}$ – множество оцениваемых синаптических весов MLP; $\mathbf{X} \subset \mathfrak{R}^n$ – множество значений вектора входных факторов, $Y \subset \mathfrak{R}^1$ – множество декларированных значений выходной величины, $\hat{Y} \subset C[\mathfrak{R}]$ – множество расчетных по (1) значений выходной величины, F - оператор нейросетевого отображения.

В нашем случае необходимо решить обратную задачу восстановления скрытой в данных зависимости вероятности банкротства P от вектора экзогенных переменных $\mathbf{x}(t)$, которая оценивается с помощью логистической функции [3]:

$$P(t) = 1/[1 + \exp(-\hat{y}(\mathbf{x}(t), t))], P \in [0,1], \quad (2)$$

где t – время; показатель экспоненты $\hat{y}(\mathbf{x}(t), t)$, играющий роль аргумента в (2), восстанавливается с помощью отображения (1).

3. Методы повышения качества нейросетевых моделей

Опыт авторов показывает, что применение нейросетевого инструментария «в лоб» зачастую не дает приемлемых результатов и приводит к ошибочным выводам. Необходимо разрабатывать специальные методы пред- и постпроцессорной обработки данных, направленные на повышение качества НСМ. Нами предлагаются следующие:

- Нейросетевое ассамблирование, которое заключается в обучении нескольких моделей вместо одной и объединении их результатов. Для построения нейросетевых ансамблей используются методы бутстрэп-агрегирования, случайных расщеплений и перекрестной проверки. Для каждого сравниваются средневзвешенные ансамбли и ансамбли усреднений, применяются методы подбора весов и направленной оптимизации гиперпараметров нейросети.
- Сокращение информационного пространства признаков с помощью оптимального отбора факторов, когда строится ряд НСМ с последовательным отбрасыванием или введением в модель входных факторов, с оценкой модели на каждой итерации по заданному критерию качества.
- Агрегирование факторов в виде обобщенной функции желательности Харрингтона и нечеткой матричной свертки.

4. Заключение

Предложенные подходы подтверждены результатами на реальных данных предприятий. С помощью языка программирования Python и специализированных библиотек машинного обучения Tensor Flow, Scikit-Learn, Keras, Keras Tuner, SciPy построены НСМ, по 15 для каждого ансамбля. Комбинирование методов ассамблирования с оптимальным отбором и агрегированием факторов позволило существенно повысить точность моделей и уменьшить число неверно распознанных предприятий.

5. Благодарности

Авторы благодарят заслуженного деятеля науки Республики Башкортостан, доктора технических наук, профессора Горбаткова Станислава Анатольевича за первоначальную постановку задачи нейросетевого моделирования банкротства и ценные советы по обсуждению работы.

6. Литература

- [1] Горбатков, С.А. Оптимальный отбор и агрегирование экзогенных переменных в нейросетевых моделях банкротств на основе функций Харрингтона / С.А. Горбатков, Д.В. Полупанов // Информационные технологии. – 2018 – № 2. – С. 121-130.
- [2] Полупанов, Д.В. Применение нейросетевых ансамблей в оценке банкротства корпораций / Д.В. Полупанов, С.Р. Абдюшева, В.В. Галлямов, С.А. Мустафина // Вестник технологического университета. – 2021. – Т. 24, № 1. – С. 98-104.
- [3] Ohlson, J.A. Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy / J.A. Ohlson // Journal of Accounting Research. – 1980. – № 18(1). – P. 109-113.