

ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ОЦЕНКИ КРЕДИТОСПОСОБНОСТИ ЗАЕМЩИКОВ

Аннотация: Рассмотрена задача структурно-параметрического синтеза искусственной нейронной сети для оценки кредитоспособности заемщиков банка

Ключевые слова: кредитный продукт, нейронная сеть, каскадно-корреляционная обучающая архитектура

Введение

Мировой финансовый кризис показал неготовность банков быстро реагировать на резкое изменение рынка, а так же неэффективность подходов к кредитованию, используемых ими. Ранее основной целью банков было увеличение кредитного портфеля, не задумываясь о его конечном качестве. Горький опыт, полученный в разгар кризиса, вывел на передний план необходимость реорганизации процесса принятия решения о выдаче кредита, то есть минимизации кредитных рисков. Одним из возможных методов минимизации рисков является применение нейронных сетей для оценки кредитоспособности заемщика на этапе выдачи кредита на основе его социально-демографических параметров, а так же информации о запрашиваемом кредитном продукте, сумме кредита и сроке.

1 Постановка задачи

Пусть X – множество данных о заемщике банка, $Y = \{0, 1\}$ – множество классов должников. Существует неизвестная целевая зависимость – отображение $y^* : X \rightarrow Y$, значения которой известны только на объектах конечной обучающей выборки $X^m = \{(x_1, y_1), \dots, (x_m, y_m)\}$, где m – размер обучающей выборки. Требуется построить алгоритм $a : X \rightarrow Y$, способный классифицировать произвольный объект $x \in X$.

Таким образом, задача принятия решения о выдаче кредита сводится к задаче классификации клиента на основе исторических данных об имеющихся заемщиках банка и информации об их кредитной истории (событие превышения срока просрочки по кредиту свыше 60 дней).

Одним из популярных способов решения задач классификации в случае отсутствия информации о функциональных зависимостях между параметрами объекта и его классом является применение нейронных сетей.

Структурно-параметрический синтез нейронной сети

Задача структурно-параметрического синтеза нейронной сети состоит из ряда этапов, среди которых можно выделить следующие:

© Е.И. Чумаченко, Ю.В. Жоголев, 2011

- определение набора входных переменных и их типов;
- определение набора выходных переменных;
- определение количества скрытых слоев и их структуры.

Определение набора входных переменных

Набором входных переменных является социально-демографические данные о клиенте, предоставленные им во время оформления кредита. Набор входных переменных и их типы представлены в таблице 1.

Таблица 1

Набор входных переменных нейронной сети

| | Название параметра | Тип параметра | Описание значений |
|---|--------------------------|---------------|---|
| 1 | Пол | Числовой | 0 – женский 1 – мужской |
| 2 | Возраст | Числовой | |
| 3 | Семейное положение | Числовой | 0 – неженатый/нежената 1 – женат/замужем 2 – разведен/разведена |
| 4 | Образование | Числовой | 0 – среднее 1 – высшее 2 – научная степень |
| 5 | Кредитный продукт | Числовой | 1 – Продукт 1 2 – Продукт 2 |
| 6 | Сумма кредита | Числовой | Сумма запрашиваемого кредита |
| 7 | Срок кредита (в месяцах) | Числовой | Срок запрашиваемого кредита |

2 Определение набора выходных переменных

Набор выходных переменных будет состоять из события наличия срока просрочки по кредиту свыше 60 дней (таблица 2):

Таблица 2

Набор выходных переменных нейронной сети

| | Название параметра | Тип параметра | Описание значений |
|---|-------------------------|---------------|---|
| 1 | Просрочка свыше 60 дней | Числовой | 0 – есть просрочка 1 – нет просрочки |

Определение количества скрытых слоев и их структуры

Наибольший интерес представляет автоматизация решения последней из описанных задач, а именно синтеза структуры скрытых слоев нейронной сети. Существует несколько методов автоматизации данного процесса. Для решения задачи классификации данных, построенных на основе структурированных шаблонов можно применить подход, предложенный Hsien-Leing Tsai и Shie-Jue Lee [1], который построен на основе расчета энтропии. Эта методика основана на применении архитектуры сети, предложенной Sperduti и Starita [2].

Существует еще несколько методик автоматизации синтеза структуры скрытых слоев нейронной сети, в нашем случае воспользуемся каскадно-корреляционной обучающей архитектурой, предложенной Fahlman и Lebiere [3].

Каскадно-корреляционная архитектура нейронной сети

Каскадно-корреляционная архитектура представляет собой алгоритм обучения с учителем для искусственных нейронных сетей. Ее формирование начинается с простейшей структуры – сети состоящей из входного и выходного слоев. В процессе обучения данный алгоритм по одному автоматически добавляет новые скрытые элементы, создавая многоуровневую структуру нейронной сети. После добавления нового структурного элемента в сеть прекращается изменение его весовых коэффициентов входов. Данный элемент в дальнейшем становится детектором особенностей сети, который формирует выходы для создания других, более сложных, детекторов. Динамическое формирование структуры скрытых слоев направлено на уменьшение среднеквадратической ошибки и максимизации степени корреляции. Данная методика обучения отличается от обучения на основе обратного распространения ошибки увеличенным быстродействием.

Структура нейронной сети

В качестве выхода нейронной сети использована активационная функция бинарной классификации:

$$y = \begin{cases} 1 & \text{при } \sum_{i=1}^N w_i u_i \geq 0; \\ 0 & \text{при } \sum_{i=1}^N w_i u_i < 0, \end{cases} \quad (1)$$

где u_i – выходные сигналы входных нейронов и скрытых элементов, w_i – соответствующие весовые коэффициенты, $i = [1; N]$, $N = 12$.

В качестве активационной функции скрытых элементов выбрана сигмоидальная функция (функция гиперболического тангенса)

$$y = f\left(\sum_{j=1}^M w_j u_j\right), \quad f(x) = th\left(\frac{\alpha x}{2}\right) = \frac{1 - e^{-\alpha x}}{1 + e^{-\alpha x}} > 0, \quad (2)$$

где u_j – входные сигналы скрытых элементов, w_j – соответствующие весовые коэффициенты, M – количество входных сигналов скрытых элементов, $\alpha = 1$.

Синтезированная структура нейронной сети представлена на рис. 1.

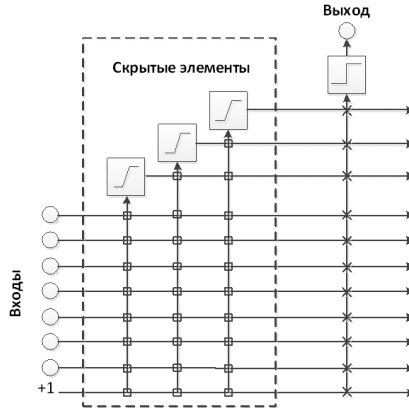


Рис. 1 – Структура нейронной сети

Заклучение

Таким образом, в данной статье описан возможный механизм применения нейронных сетей для минимизации кредитных рисков, путем определения кредитоспособности заемщика на основе имеющейся статистики. Применение каскадно-корреляционной архитектуры позволяет сделать процесс синтеза структуры скрытых слоев нейронной сети автоматизированным, а также значительно уменьшить время, необходимое для обучения сети.

Литература

1. Tsai H.-L., Lee S.-J., “Entropy-Based Generation of Supervised Neural Networks for Classification of Structured Patterns”. IEEE Trans. Neural Networks, vol. 15, pp. 283-297, March 2004.
2. Sperduti A., Starita A., “Supervised neural networks for classification of structures,” IEEE Trans. Neural Networks, vol. 8, pp. 714–735, May 1997.
3. Fahlman S.E., Lebiere C., “The cascade-correlation learning architecture,” in Advances in Neural Information Processing Systems, Touretzky D.S., Ed. San Mateo, CA: Morgan Kaufmann, 1990, vol. 2, pp. 524–532.

Отримано 02.03.2011 р.