

э л е к т р о н н ы й ж у р н а л

МОЛОДЕЖНЫЙ НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКИЙ ВЕСТНИК

Издатель ФГБОУ ВПО "МГТУ им. Н.Э. Баумана". Эл №. ФС77-51038.

УДК 519.86

Нейронные сети как метод оценки кредитоспособности заемщика

*Цельсов Н.Ю., студент
Россия, 105005, г. Москва, МГТУ им. Н.Э. Баумана,
кафедра «Системы автоматического регулирования»*

*Научный руководитель: Кузнецова Т.И., к.э.н., доцент
Россия, 105005, г. Москва, МГТУ им. Н.Э. Баумана,
кафедра «Экономическая теория»
ibm1bmstu@mail.ru*

Среди большого количества различных методов, используемых кредитными организациями для оценки ссудных рисков, можно выделить три основные группы:

- система финансовых коэффициентов;
- рейтинговые системы оценки ссуды;
- статистические методы оценки кредитного риска.

Система финансовых коэффициентов (рис. 1) представляет собой набор безразмерных числовых параметров, характеризующих, как правило, состояние собственного капитала заемщика, рентабельность его выручки, а также общую платежеспособность. На основании этих коэффициентов кредитная организация принимает решение об условиях выдаваемой заемщику ссуды или об отказе в оной. Однако финансовые характеристики сильно варьируются: заемщик, к примеру, может одновременно вести эффективную хозяйственную деятельность, но при этом, в силу множества причин, обладать слабой платежеспособностью. Дальнейшее решение об условиях кредита такому заемщику будет определяться субъективными суждениями финансовых аналитиков, так как в подобных ситуациях методика оценки финансовых коэффициентов бессильна что-либо подсказать.



Рис. 1. Система финансовых коэффициентов

Рейтинговая система оценки ссуды (рис. 2) – это обобщение системы финансовых коэффициентов. Дополнение заключается в том, что каждому коэффициенту соотносится собственный весовой множитель, величина которого определяется степенью влияния оного коэффициента на кредитоспособность заёмщика. Затем полученные данные суммируются в один показатель, определяющий в соответствии со своим значением количество балов, присваиваемое заёмщику как индикатор его кредитоспособности. Преимущество рейтинговых систем заключается в возможности учитывать вторичные факторы, влияющие на платёжеспособность заёмщика, но значения весовых множителей при подсчёте рейтинга определяются вручную, поэтому точность и объективность данного метода оставляют желать лучшего.

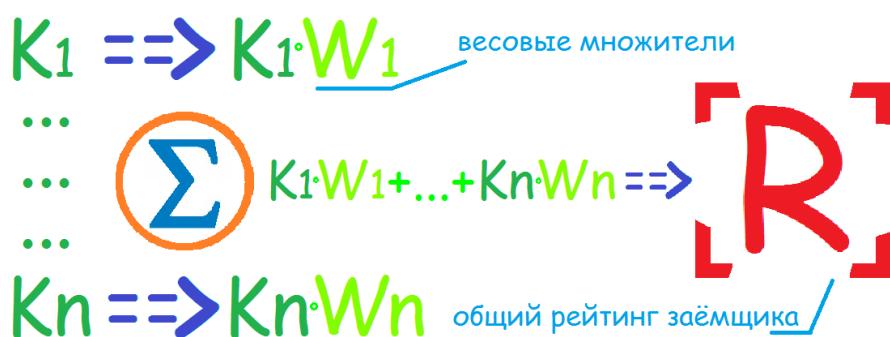


Рис. 2. Рейтинговая система оценки ссуды

Статистические методы оценки кредитного риска осуществляют прогноз финансового положения заёмщика, основываясь не только на нынешние экономические показатели, которые могут быть неточны, но и на всю историю кредитных сделок заёмщика, подкрепляя это статистическими данными прошлых ссуд кредитного учреждения. Также при

прогнозировании учитываются параметры передаваемого в залог имущества, рассматриваются региональные риски и общая динамика финансовых показателей. Благодаря этому использование статистических моделей является наиболее перспективным методом оценки платёжеспособности заёмщиков, так как позволяет кредитным учреждениям экономить на исследованиях финансовых аналитиков и как следствие быть более независимыми.

Использование нейронных сетей в качестве статистической модели наиболее целесообразно в связи с большим количеством их достоинств. Нейронная сеть (рис. 3) представляет собой аппаратно и программно реализованную совокупность искусственных нейронов, которые принимают на вход параметры вектора, умножают их на соответствующие весовые коэффициенты, затем суммируют полученные значения и определяют величину выхода согласно установленной функции активации.

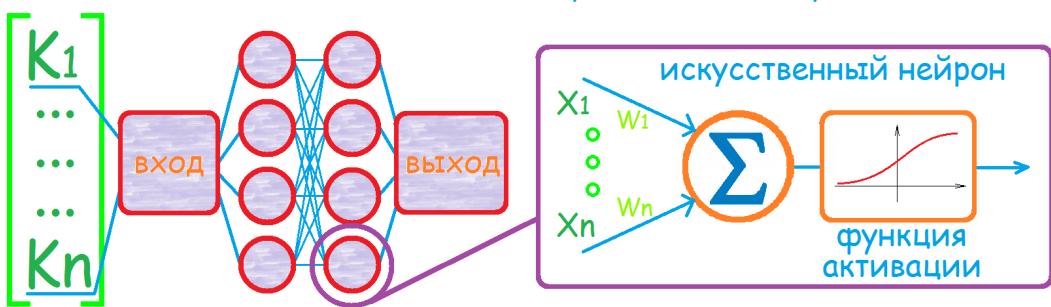


Рис. 3. Искусственная нейронная сеть

Принципиальным отличием нейронной сети от других статистических моделей является то, что она не программируется в привычном смысле этого слова, она обучается. Принцип обучения состоит в том, чтобы с помощью разработанного алгоритма настроить параметры всех нейронов так, дабы поведение сети отвечало желаемым требованиям.

Вследствие своей нелинейной природы и принципиальной схожестью с работой головного мозга, нейронным сетям во время обучения удается выявлять сложнейшие зависимости между параметрами входных векторов, не требуя при этом больших затрат на вычислительные ресурсы.

Нейронные сети способны решать огромное количество классов задач, в том числе задачи распознавания и классификации, которые отлично реализуются в качестве метода

оценки кредитоспособности заёмщиков. Суть метода заключается в том, чтобы распределить заёмщиков в соответствии с их финансовыми показателями на три класса:

- высокая платежеспособность (низкий уровень кредитного риска);
- средняя платежеспособность (средний уровень кредитного риска);
- низкая платежеспособность (высокий уровень кредитного риска).

Входными аргументами для подобной нейронной сети являются векторы, числовые параметры которых представляют собой экономические характеристики заёмщиков, следовательно, каждый отдельный вектор – это набор финансовых показателей одного заёмщика

Для наиболее точной оценки кредитоспособности имеет смысл использовать в качестве параметров каждого вектора, как и стандартные финансовые коэффициенты, так и вторичные показатели. Роль вторичных экономических характеристик исполняют региональные риски, а также оценка всех кредитных сделок заёмщика.

Таким образом, каждый заёмщик характеризуется следующими показателями:

1. коэффициент абсолютной ликвидности, Кал (норматив 0.2 – 0,25)
2. коэффициент критической ликвидности, Ккл (норматив 0.7 – 0.8)
3. коэффициент текущей ликвидности, Ктл (норматив 1 – 2.5)
4. коэффициент финансовой независимости, Кфн (норматив 0.5 – 0.6)
5. коэффициент перекредитованности, Кпр (норматив 0 – 1%)
6. платежеспособность населения, Кпн (норматив 75 – 80%)
7. кредитная история, Кри (норматив 0.8 – 1)

Первые четыре коэффициента являются стандартной характеристикой состояния капитала заёмщика, а также его доходности и платежеспособности в целом. Вычисляются следующим образом:

$$\text{Кал} = \frac{\text{ДС} + \text{КФВ}}{\text{Окс}}, \quad \text{Кфн} = \frac{\text{Собственные средства}}{\text{Итог баланса}} \times 100\%,$$

$$\text{Ктл} = \frac{\text{ДС} + \text{КФВ} + \text{ДЗ} + 33}{\text{Окс}}, \quad \text{Ккл} = \frac{\text{ДС} + \text{КФВ} + \text{ДЗ}}{\text{Окс}},$$

где ДС – денежные средства, ДЗ – дебиторская задолженность, ЗЗ – запасы и затраты, Окс – краткосрочные обязательства, КФВ – краткосрочные финансовые вложения.

Пятый и шестой коэффициенты представляют собой оценку уровня регионального риска для данного заёмщика. Коэффициент перекредитованности показывает долю расходов, затрачиваемых регионом на обслуживание долга. Высокая доля средств (более 2%), ежегодно расходуемая регионом на долговые выплаты, позволяет сделать вывод о перекредитованности региона, а значит и о высоких кредитных рисках. Платёжеспособность населения характеризуется долей себестоимости оплаты коммунальных услуг населением региона. Чем ниже уровень оплаты услуг населением, тем выше кредитный риск региона.

$$K_{пр} = \frac{Др}{Ор}, K_{пн} = \frac{Сб ЖКХ}{Об пл},$$

где Др – расходы на обслуживание долга, Ор – общие расходы региона, Сб ЖКХ – себестоимость услуг ЖКХ, Об пл – общие платежи населения.

Седьмой коэффициент есть отношение количества вовремя выплаченных кредитов к общему числу ссудных сделок заёмщика. Данный показатель позволяет учитывать надёжность и репутацию потенциального клиента как параметр статистической модели.

$$K_{ри} = \frac{Вкр}{Окр},$$

где Вкр – количество вовремя выплаченных кредитов, Окр – общее количество кредитных сделок.

Нейронная сеть, распределяющая заёмщиков на три класса посредствам значений данных семи параметров, является частным случаем нейронных сетей Кохонена.

Сети Кохонена решают задачу кластеризации (рис. 4) входных векторов, что подразумевает выполнение сбора данных, содержащих информацию о выборке объектов, и соотнесение объектов в сравнительно однородные группы.

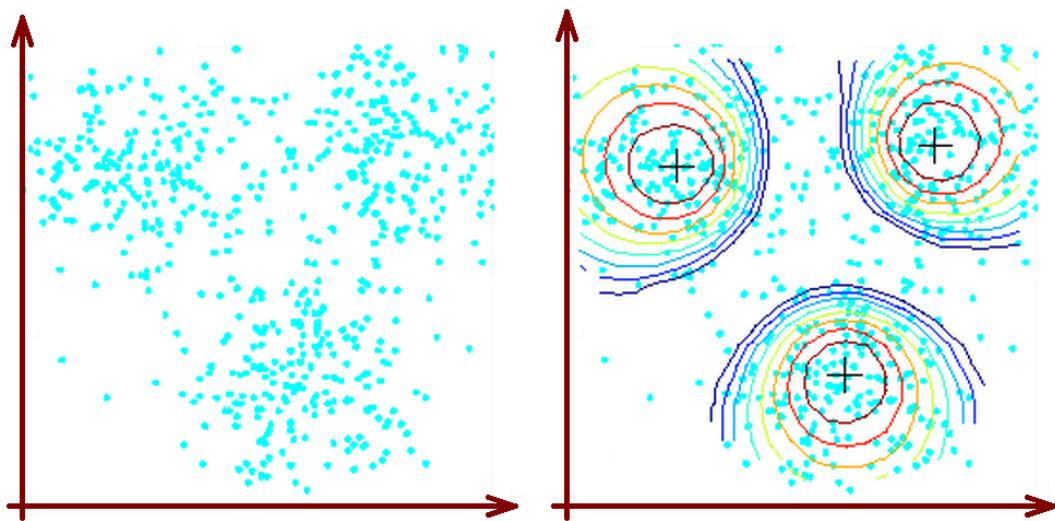


Рис. 4. Задача кластеризации

Данные нейронные сети реализуют конкурирующий принцип обработки входных векторов (рис. 5), заключающийся в том, что решением считается вектор, у которого выходное значение соответствующего нейрона является максимальным. Затем наибольший сигнал нормируется в единицу, а остальные сигналы обращаются в ноль.

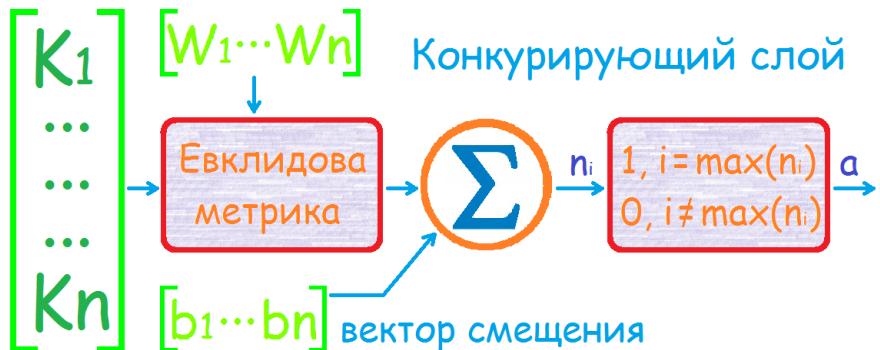


Рис. 5. Конкурирующий метод

После этого, прошедшие кластеризацию векторы должны быть соотнесены с целевыми классами, указанными пользователем. Для этого используется дополнительный слой линейной нейронной сети.

Линейная нейронная сеть (рис. 6) в силу своей активационной функции способна решать только линейно отделимые задачи классификации, но этого достаточно, так как входные сигналы для этого слоя заведомо кластеризованы сетью Кохонена.

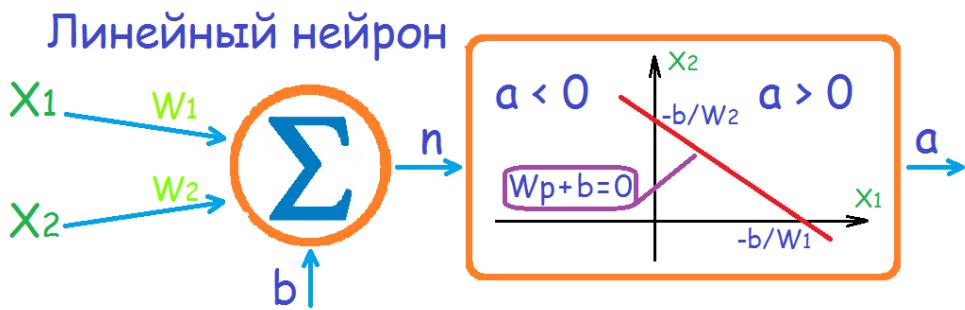


Рис. 6. Линейный нейрон.
 $W_p + b = 0$ – равенство нулю функции активации для X_1 и X_2 .

Таким образом, нейронная сеть, осуществляющая оценку кредитоспособности заёмщиков, имеет два слоя: конкурирующий слой Кохонена, выполняющий задачу кластеризации, и линейная нейронная сеть для распределения векторов на три заданных класса. Подобная организация архитектуры нейронных сетей носит название сети векторного квантования (learning vector quantization).

Число нейронов в каждом слое данной сети определяется количеством классов, на которое необходимо распределить заёмщиков. Следовательно, каждый из слоёв имеет по три нейрона, а суммарное количество нейронов равняется шести (рис. 7).

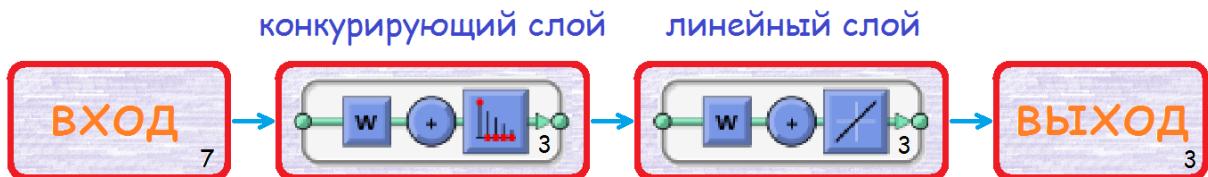


Рис. 7. Структура нейронной сети

Для того чтобы нейронная сеть распределяла заемщиков в соответствии с их финансовыми показателями, её необходимо обучить. Алгоритм обучения состоит в последовательной отработке векторов, класс кредитоспособности которых заранее известен. Нейронной сети сообщается, к какому именно классу она должна отнести того или иного заемщика, с помощью чего нейронная сеть адаптирует параметры своих нейронов таким образом, чтобы после прохождения обучающего алгоритма её поведение соответствовало решению установленной задачи.

Статистические данные для обучения, приведённые в таблице, берутся из истории ссудных сделок, заключенных кредитными организациями. Для бывших заемщиков измеряются требуемые семь параметров, после чего их относят к соответствующему классу кредитоспособности, в зависимости от того, удалось ли заемщикам вовремя рассчитаться с полученной ссудой, или нет. Чем больше количество бывших заемщиков было рассмотрено, тем точнее прогнозирует искусственная нейронная сеть.

Класс	1	2	2	1	3	3	2	2	3	1
Кал	0.2093	0.1503	0.1960	0.2230	0.1819	0.1170	0.1520	0.1819	0.1170	0.2272
Ккл	0.9098	0.4849	0.6980	0.9289	0.8107	0.4084	0.6759	0.8107	0.4084	0.9356
Ктл	2.0730	1.9947	1.2830	2.4441	1.8217	0.6199	1.5472	1.8217	0.6199	2.2165
Кфн	0.7125	0.3917	0.4548	0.7807	0.5067	0.3109	0.4139	0.5067	0.3109	0.9672
Кпр	0.0087	0.0185	0.0180	0.0101	0.0168	0.0272	0.0194	0.0168	0.0272	0.0061
Кпн	0.7986	0.7183	0.5878	0.7865	0.5650	0.4492	0.7547	0.5650	0.4492	0.8377
Кри	0.8567	0.6412	0.6761	0.8417	0.7678	0.4587	0.5645	0.7678	0.4587	0.7953

После прохождения обучающего алгоритма нейронная сеть способна с высокой точностью производить оценку кредитоспособности заемщиков (рис. 8), несмотря на сильное варьирование их финансовых показателей.

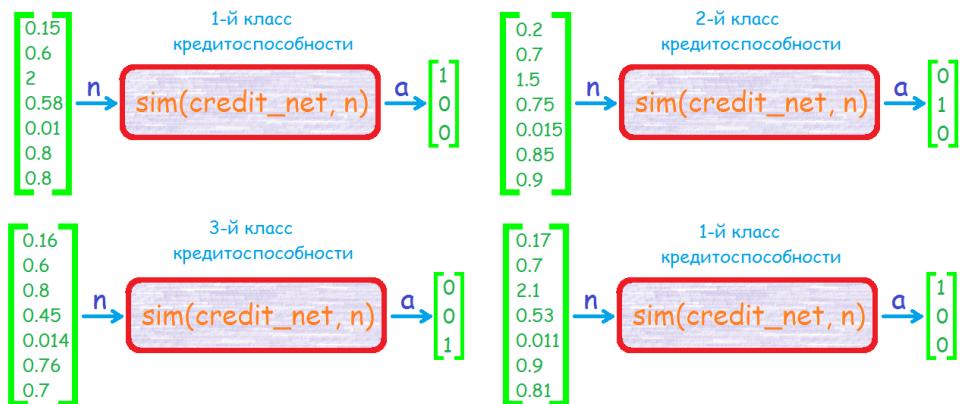


Рис. 8. Оценка кредитоспособности заемщиков

Таким образом, искусственные нейронные сети являются наиболее перспективным методом оценки платёжеспособности заёмщиков, поскольку они способны учитывать большое количество экономических характеристик и самостоятельно выявлять сложнейшие зависимости между ними, не используя при этом больших вычислительных ресурсов при аппаратной реализации.

Список литературы

1. Медведев В.С., Потемкиц В.Г. Нейронные сети Matlab. М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002. 463 с.
2. Бамадио Б., Семенчин Е.А. Применение нейросетевых технологий для оценки кредитоспособности предприятий // Известия кубанского государственного университета. 2013. №11–4. С. 651-655.
3. Андреева Г.В. Скоринг как метод оценки кредитного риска // Банковские технологии. 2000. № 6. С. 28-40.
4. Арбатская Е.А. Подходы к оценке конкурентоспособности предприятия // Известия Иркутской государственной экономической академии. 2012. № 1. С. 118-121.
5. Ермоленко А.И. Методика оценки кредитоспособности заёмщика, используемая сбербанком РФ // Известия Тульского государственного университета. Экономические и юридические науки, 2010. № 1–1. С. 124-129.
6. Соловьева Ю.С., Грекова Т.И. Моделирование экономических процессов с применением нейросетевых технологий // Вестник Томского Государственного университета. 2009. № 1. С. 49-58.
7. Бахметова Н.А., Токарев С.В. Моделирование технологических процессов с помощью нейронных сетей // Современные научно-технические технологии. 2008. № 2. С. 139-140.
8. Пешкова А.А. Анализ методов оценки финансовой устойчивости предприятий // Вестник Таганрогского института управления и экономики. 2009. № 2. С. 217-220.
9. Бурцев А.Л. Анализ финансовой устойчивости организации: теория и сфера применения // Вестник Астраханского государственного технического университета. Серия: Экономика, 2010. № 1. С. 254-257.
10. Луночкина Е.А. Выбор показателей для анализа финансового состояния предприятия на различных стадиях жизненного цикла как основы оценки эффективности деятельности // Вестник Астраханского государственного технического университета. Серия: Экономика. 2010. № 2. С. 102-107.