

- показатели рентабельности;
- показатели, характеризующие инвестиционную деятельность:
- динамика изменений абсолютной величины инвестиционных активов;
- долю инвестиционных активов и средств на счетах в активах;
- соответствие объемов инвестиционных активов объему обязательств;

- показатели эффективности инвестиционной деятельности: показатели доходности всех активов и отдельно - инвестиционных активов;
- показатели диверсификации инвестиционных активов, отражающие удельный вес отдельных видов инвестиционных активов в их общем объеме, позволяющие определить степень защищенности инвестиционной деятельности с точки зрения реализации принципа диверсификации.

IV. Вывод. Выбор тех или иных показателей зависит от целей проводимого анализа, а в нашем случае - от группы рисков, управление которыми на настоящий момент ставится целью предпринимателя, осуществляющего страховую деятельность. Выявленные в процессе анализа отклонения фактических показателей от их нормативных значений позволяют уже исследовать степень вероятности реализации того или иного риска.

Литература

1. Васильева Т.А., Диденко О.Н., Епифанов А.А., Козьменко О.В., Козьменко С.Н., Леонов С.В. *Риск-менеджмент инноваций.* - Сумы: Деловые перспективы. - 2005. - 260 с.

2. *Законодавство України про страхування.* - К.: КНТ, 2003. - 260 с.

3. Захарченко В.И. *Риск в хозяйственной деятельности: анализ и прогнозирование // Фондовый рынок.* - 2000 - № 27-29.

Меркулов Н.Н.

ОЦЕНКА КРЕДИТОСПОСОБНОСТИ КЛИЕНТА С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Аннотация. С помощью нейронных сетей определяется уровень кредитоспособности предприятий, что повышает надежность экспертных систем.

Ключевые слова: нейронные сети, банк, риск, анализ, модель.

I. Введение. Нейронные сети представляют собой перспективную вычислительную технологию, определяющую новые подходы к исследованию динамических задач в финансовой области. Нейронную сеть, с нашей точки зрения, можно представить как кибернетический процесс обработки информации о заемщике, основанный на методе предварительного обучения, а также накапливающий вновь приобретенные знания с целью последующего определения уровня кредитоспособности клиента. Определение отличается от традиционного, предлагаемого специалистами в области информационных технологий [2,4,6].

II. Постановка задачи. В данном случае мы не ставили перед собой задачи раскрывать технологический процесс функционирования нейронной сети. Сформулированное определение нацелено на то, чтобы показать сущность процесса нейронной сети при использовании её в процессе определения уровня кредитоспособности.

III. Результаты. Сегодня наблюдается небывалый взлёт интереса к использованию нейронных сетей в банковской деятельности. Общие темпы роста можно сравнить лишь с распространением персональных компьютеров в конце 80-х гг., причём инициаторами бурного роста применений нейронных сетей, как правило, являются самые крупные и солидные кредитные организации, для которых это не только вопрос престижа (использование самой перспективной и наукоёмкой информационной технологии), но и возможность разнообразить свои традиционные возможности в различных областях финансовой деятельности. Безусловно, во все времена объектом повышенного интереса и предметом многочисленных исследований банков являлись такие области, как прогнозирование финансовых событий, автоматизация оценки кредитоспособности клиента, экспертная оценка эффективности инвестиций в тот или иной проект и многое другое. В настоящее время распространение нейросетевых гибридных экспертных систем достигло такого уровня, что по отдельным, самым удачным нейросетевым экспертным системам банки начинают засекречивать информацию и крайне неохотно распространяют получаемые при этом научные результаты. Традиционные финансовые экспертные системы, по существу, основаны на «инерционном анализе», то есть используют довольно прямолинейные статистические модели. Нейронные же сети по своей основе нелинейны, не требуют глубокого понимания связей между исходными данными и результатами и обещают большие преимущества перед традиционными методами. По данным фирмы «Тора-центр», в число организаций, использующих нейронные сети для решения финансовых задач, уже вошли НБУ, МЧС, ГНАУ, более 30 банков и более 60 финансовых компаний. Применение нейросетевых технологий кредитными учреждениями Причерноморья в настоящее время не распространено. Данное обстоятельство связано, во-первых, с отсутствием среди банковских служащих грамотных специалистов, имеющих достаточный уровень знаний в области нейронных сетей. Во-вторых, руководство коммерческих банков плохо информировано о преимуществах применения программных продуктов нейронных сетей в процессе оценки кредитоспособности заемщиков.

В настоящее время в мире применение нейросетевых пакетов приобретает всё большую популярность, следовательно, через небольшой промежуток времени заинтересованность в применении данных технологических разработок возникнет и в Украинском Причерноморье.

С нашей точки зрения, характерным примером успешного применения нейронных вычислений в банковской сфере является управление кредит-

ными рисками. До выдачи кредита банки проводят сложные статистические расчеты по финансовой надёжности заёмщика, чтобы оценить вероятность собственных убытков от несвоевременного возврата финансовых средств. Такие расчеты обычно базируются на оценке кредитной истории, динамике развития компании, стабильности её основных финансовых показателей и многих других факторов.

Некоторые крупные банки США (Bank of America, Chase Manhattan Bank of New York) уже опробовали метод нейронных вычислений и пришли к выводу о том, что та же задача по уже проделанным расчётам подобного рода решается быстрее и точнее.

Например, в одном из случаев оценки 100 тыс. банковских счетов новая система, построенная на базе нейронных вычислений, определила свыше 90 % потенциальных неплательщиков [2].

Нейросетевое предсказание банкротств основано на статистической обработке конкретных примеров банкротств. В такой постановке задача нейросети - самой стать экспертом, определяющим финансовую стабильность корпорации, основываясь на показателях финиковой отчётности.

Обычно от нейросети требуется оценить вероятность банкротства через определенный промежуток времени (например, через год или через два) по доступной на данный момент финансовой отчётности. В качестве входов используют финансовые индикаторы - отношения балансовых статей, наиболее полно отражающие определенные стороны финансового положения фирмы. Изучив опыт сравнительного анализа предсказаний банкротств, мы выявили следующее:

1) нейросетевое моделирование обеспечивает наилучшую точность предсказания банкротств (порядка 90 %);

2) при желании можно повысить «подозрительность» нейросети, обеспечив точность выявления банкротов вплоть до 99 % за счёт снижения требований к ошибкам второго рода (классификация нормальной фирмы как банкрота). Это достигается путем увеличения веса ошибки первого рода (классификация банкрота как нормальной фирмы). В зависимости от конкретной практической задачи, «подозрительность» сети можно произвольно регулировать.

3) банкротства можно уверенно предсказывать за несколько лет до их фактического наступления, причём точность предсказания за два года практически не отличается от точности предсказания за год. Таким образом, неявные сигналы неблагоприятия присутствуют в финансовой отчётности фирмы задолго до её краха.

Полезность обучения сети на примерах как финансово устойчивых, так и обанкротившихся фирм состоит также в том, что такая сеть вырабатывает дискриминантную функцию - численный показатель финансового здоровья фирмы, меру её устойчивости. Однако устойчивость не является единственным возможным критерием оценки деятельности фирмы. Важно, кроме того, не только состояние фирмы на настоящий момент, но

и характеристики существующих тенденций. Здесь значимым может оказаться другой набор факторов, дающий другую оценочную функцию. Так, высокая доходность может обеспечить повышение надёжности в будущем. Между тем неясно, каким образом можно обучать нейросеть на «будущий успех» при отсутствии такого же четкого критерия успеха, каким является банкротство для неудачи.

На наш взгляд, эти объективные трудности можно преодолеть, если принять во внимание деятельность конкурирующих предприятий. Именно в сопоставлении с этим сообществом можно говорить о сильных и слабых сторонах её деятельности. Данное обстоятельство определяет возможность комплексной оценки финансового состояния фирмы путем систематического сравнения её показателей с показателями остальных участников данного рынка.

Такой подход, не требует знания готовых расчётов, так как основан на обучении без учителя (сети Кохонена).

Для обучения нейронной сети необходимо иметь достаточно высокую выборку примеров кредитной истории, из которой формируются обучающая и тестовая серии. Большей частью таких данных в распоряжении у разработчика нет, поэтому следует воспользоваться методом статистического моделирования для увеличения количества данных.

Размерность входного вектора влияет на архитектуру искусственной нейронной сети, усложняя её при увеличении числа компонентов, вследствие чего следует провести предобработку данных с целью снижения составляющих этого вектора.

Обученная, например, на два класса, нейронная сеть будет относить нового потенциального клиента банка к разрядам «кредитоспособных» или «некредитоспособных» заёмщиков. Сотрудникам банка для принятия такого решения нужно на вход сети предъявить вектор исходных данных характеризующих финансовое состояние клиента. Сеть, ориентируясь на значение выхода и установленный порог принятия решения, отнесет нового клиента к одному из классов.

С помощью этой же сети могут быть определены риски «перепутывания» классов, то есть решена задача риск-менеджмента при предоставлении кредита банкой. Для этого необходимо иметь базу данных (реальных или «разыгранных») кредитоспособных и некредитоспособных клиентов. Доля неправильно расклассифицированных клиентов даст количественную оценку риска.

Задача кластеризации объектов возникает при необходимости разделить объекты на ряд групп (кластеров). При этом банковский работник не обладает достаточными сведениями об объектах, чтобы сформировать требуемый выходной вектор. В такой ситуации можно воспользоваться самообучающимися сетями Кохонена. В данном случае нейронная сеть сама, ориентируясь на структуру подаваемых входных векторов, будет относить очередной, предъявляемый на вход объект к определённому классу. Победивший

среди всех нейронов выходного слоя (тот нейрон, у которого весовой вектор наиболее близок к входному вектору объекта) определяет, в сущности, метку класса, к которому принадлежит предъявленный объект.

Затем на вход сети поступает вектор признаков следующего объекта, и сеть определяет его принадлежность: если данный объект имеет аналогичные признаки предыдущего объекта, то сеть относит его к тому же классу; в противном случае указывает метку другого кластера.

IV. Выводы. Одним из свойств сети Кохонена является возможность сжатия информации, поскольку в один нейрон-победитель могут входить несколько объектов. Вследствие этого типичной задачей, решаемой с помощью сети Кохонена, является разбиение совокупности предприятий, фирм на ряд классов с целью составления их рейтинга для оценки кредитоспособности коммерческим банком.

Одним из примеров преимущества использования нейронных сетей также является их способность генерировать нелинейную модель процесса на основе результатов адаптивного обучения (настройки) сети. При этом попытка проинтерпретировать процесс работы сети, а не результат, как правило, весьма затруднена. При обучении сети на её вход подается множество векторов, выражающих количественные характеристики некоторого процесса или объекта, и для каждого вектора формируется указание учителя, то есть некоторый идеальный отклик сети.

После обучения сеть способна генерировать некоторый отклик, идеальный с ее точки зрения, на основе неизвестных ей ранее входных данных той же природы, что и обучающее множество. При этом природа входных и выходных данных может быть различной, причем в качестве входных данных могут поступать сразу несколько наборов векторов с различной информацией, например, если на вход сети при обучении подавать информацию о фирме, аналогичную данным для многокритериального дискриминантного анализа. Тогда в качестве указаний учителя следует выбрать две группы фирм, одна из которых будет представлять обанкротившиеся фирмы, взять их показатели для формирования обучающего множества и обучить сеть давать ответ «банкрот» или «не банкрот». После этого можно оценивать любое предприятие, представлять его показатели сети и сеть будет оценивать предприятие как «банкрот» или «не банкрот». Может быть, предприятие еще не обанкротилось, но давать кредиты такому предприятию опасно. Вероятность правильного ответа может достигать 80-97 %. Следует подчеркнуть следующую особенность применения нейросетевых экспертных систем.

Исходной информацией для них служит система зависимостей между переменными, при этом фиксируется только факт зависимости одних переменных от других, а не её вид. Это свойство позволяет без особых затруднений адаптировать экспертные системы на базе нейронных сетей к изменяющимся средам, исключая дорогую настройку. В качестве нового эффективного средства для решения задач оценки кредитоспособно-

сти предприятий нейронные сети позволяют решать многие профессиональные проблемы кредитных организаций. Нет необходимости законодательно вынуждать коммерческие банки применять нейронные сети или пытаться доказать их неэффективность путём мышления присущих им особенностей и недостатков - применение нейронных сетей является неизбежным следствием развития вычислительной математики, информационных технологий и современной элементной базы.

Литература

1. Бэстенс Д.-Э., Ван Ден Берг В.-М., Вуд Д. *Нейронные сети и финансовые рынки. Принятие решений в торговых операциях.* - М., 1997.
2. Галушкин А.И. *Применение нейрокомпьютеров в финансовой деятельности* // <http://neumews.iu4.bmstu.ru/neumews.html>.
3. Меркулов Н.Н. *Развитие филиальной сети коммерческого банка с учетом факторов риска* // *Прометей.* - Донецк, 2005. - Вып. 2. - С. 246-251.
4. Меркулов Н.Н. *Построение системы риск-менеджмента на предприятии* // *Прометей.* - Донецк, 2006. - Вып. 1. - С. 172-176.
5. Осовский С. *Нейронные сети для обработки информации.* - М.: Финансы и статистика, 2002.
6. Хайкин С. *Нейронные сети: полный курс.* - М.: Вильямс, 2006.
7. Ярушкина Н.Г. *Основы теории нечётких и гибридных систем.* - М.: Финансы и статистика, 2004.

Петренко П. С.

ПОВЕДЕНЧЕСКИЕ ФИНАНСЫ И ПРОЦЕСС ИНВЕСТИРОВАНИЯ

Аннотация. Описывается сравнительно новое понятие - поведенческие финансы. Рассматриваются современные теории принятия решений на рынке.

Ключевые слова: рынок, поведение, риск, акция, эффект, предпочтение, фактор, индпермация.

I. Введение. В последние десятилетия вопрос о возможности эффективного применения на практике фундаментальных финансовых теорий стал весьма актуальным. Проблема расхождения теории и практики, невозможность объяснить многие рыночные ситуации и сделать прогноз на будущее с помощью классических финансовых моделей обусловили не только многочисленные исследования причин создавшегося положения, но и появление нового направления финансовой науки - поведенческих финансов. Содержательной стороной поведенческих финансов стало не доказательство ошибочности или ограниченности существующих классических моделей, а выявление причин, лежащих в основе выше отмеченных расхождений, и разработка теорий, позволяющих учитывать их влияние на процесс принятия финансовых решений.