

Глава 10

Предсказание рисков и рейтингование

Зачем нужны и какие бывают рейтинги? Нейросетевое рейтингование ценных бумаг. Предсказание банкротств. Возможно ли объективное рейтингование? Пример нейросетевого анализа российских банков.

Если хотите броситься из окна, - сказал Швейк, - так идите в комнату, окно я открыл. Прыгать из кухни я бы вам не советовал, потому что вы упадете в сад прямо в розы, поломаете все кусты, и за это вам же придется платить. А из того окна вы прекрасно слетите на тротуар и, если повезет, сломаете себе шею. Если же не повезет, то вы переломаете себе только ребра, руки и ноги и вам придется платить за лечение в больнице.

Я.Гашек. Похождения бравого солдата Швейка

Введение: предсказание рисков

Существуют две базовые инвестиционные стратегии: *активная*, основанная на предсказаниях доходности тех или иных активов, и *пассивная*, в которой рынок полагают непредсказуемым, и главной целью ставят минимизацию рисков. Оценка инвестиционного риска, таким образом, является одним из краеугольных камней финансового анализа. В этой главе рассмотрены основные нейросетевые методики оценки рисков и составления рейтингов.

Эти методики используют два основных подхода: обучение с учителем - на примерах экспертных оценок или обанкротившихся фирм, и обучение без учителя - путем категоризации имеющихся данных. Сначала рассмотрим первый, более прямолинейный подход.

Рейтинги ценных бумаг

Рейтинг корпоративных облигаций

Существенную часть рынка ценных бумаг составляют корпоративные облигации - займы корпораций под фиксированный процент. Только на Нью-Йоркской Фондовой бирже в 1992 г. обращались облигации около 1500 компаний с общей номинальной стоимостью свыше \$260 млрд. Для оценки риска невыплаты процентов или невозврата денег по облигации практически для всех таких корпораций существуют и периодически обновляются рейтинги, составляемые независимыми рейтинговыми агентствами.

В рейтинговом бизнесе доминируют две компании: *Standard & Poor's* и *Moody's*. Свыше 2000 долговых эмитентов поставляют свои финансовые отчеты этим двум организациям. Рейтинги этих агентств чрезвычайно авторитетны, от них напрямую зависят процентные ставки по

облигациям: чем ниже рейтинг эмитента - тем дороже обходится эмитенту обслуживание своего долга, т.к. инвесторы желают получить плату за дополнительный риск. Более того, в США некоторым категориям инвесторов, таким, как банки и страховые компании, законодательно запрещено покупать облигации с рейтингом *Standard & Poor's* и *Moody's* ниже определенного уровня. Так, в классификации *Standard & Poor's* (Таблица 1) бумаги с рейтингом ниже BBB считаются в основном спекулятивными. Их характеризует большая степень неопределенности в возможности выплаты процентов и возвращения основного долга (рейтинг России также принадлежит пока к этой категории¹).

Таблица 1. Шкала рейтингов по классификации *Standard & Poor's*

Table 1

Рейтинг	Описание (Шарп и др., 1997)	Процент неплатежей (1971-1990)
AAA	Самая высокая вероятность выплаты процентов и возврата долга	0.00%
AA	Высокая вероятность выплаты процентов и возврата долга	1.70%
A	Высокая вероятность выплаты процентов и возврата долга, но несколько большая зависимость от экономической конъюнктуры	0.65%
BBB	Адекватная вероятность выплаты процентов и возврата долга, еще большая зависимость от неблагоприятных факторов	1.54%
BB	Долговые обязательства, хотя и имеют защитные характеристики, но характеризуются огромной неопределенностью невыплаты процентов	5.93%
B		20.87%
CCC		38.08%

Чтобы составить представление о степени риска, характерном для облигаций с различными рейтингами, в последнем столбце этой таблицы приведены данные исследований реальных неплатежей по корпоративным облигациям в течении двадцати лет (Altman, 1991), а именно: процент бумаг, по которым в течении первых пяти лет с момента их выпуска были отмечены неплатежи. Можно отметить действительно отчетливую границу между "надежными" и "рискованными" облигациями.

Алгоритм составления описанных выше рейтингов неизвестен, более того, агентства утверждают, что он не основан в чистом виде на статистическом анализе финансовой информации, а содержит еще оценки экспертов, например для таких трудно формализуемых параметров, как "качество менеджмента". Такая ситуация вполне устраивает сами рейтинговые агентства, превращая их продукцию в уникальный товар. Однако многие инвесторы

¹ В момент написания этих строк рейтинг России был B+ в классификации агентства *Standard & Poor's*

заинтересованы в обладании своими собственными алгоритмами рейтингования, "эмулирующими" рейтинги большой двойки - по крайней мере по трем причинам.

- Во-первых, не для каждой облигации имеется официальный рейтинг. Многие бумаги, обойденные вниманием крупных рейтинговых агентств, могут в итоге оказаться весьма привлекательными для инвестиций, если суметь грамотно оценить степень их рискованности.
- Во-вторых, обновление официальных рейтингов происходит не столь часто, как хотелось бы. Умение загодя, до того как это станет общедоступной информацией, предугадать изменение рейтингов, очевидно, дает инвесторам дополнительные конкурентные преимущества.
- Наконец, разгадав стратегию "официального" рейтингования, инвесторы могут надеяться улучшить качество оценки финансового состояния эмитентов путем более интенсивного статистического анализа, получив, таким образом, преимущество над теми, кто пользуется официальными рейтингами.

Приведенные выше доводы обосновывают следующую постановку задачи для нейро-анализа: **на основе общедоступной финансовой отчетности компаний-эмитентов постараться воспроизвести рейтинги *Standard & Poor's* и/или *Moody's*.** Несмотря на наличие неформальной компоненты, представляется вероятным, что алгоритмическая составляющая этих рейтингов довольно велика. В конце концов, общая численность аналитиков в обоих ведущих агентствах вместе взятых не превышает 100 человек. Так что справиться с обработкой постоянно обновляемых данных о 2000 эмитентах они могут лишь используя в основном автоматизированные процедуры.

Попытки смоделировать алгоритм рейтингования облигаций предпринимались с 60-х годов (Horrigan, 1966) и базировались на методе линейной регрессии. Типичный процент угадывания рейтинга в этих моделях составляет примерно 60%. Поскольку возможности нелинейного нейросетевого моделирования шире, неудивительно, что первые же попытки применить нейросети показали существенно лучшие результаты - на уровне 88% для воспроизведения отдельной градации рейтинга (Dutta, Shekhar, 1988)². Более сложные нейросетевые модели способны с приемлемой точностью воспроизводить широкий диапазон рейтингов облигаций по набору ключевых финансовых индикаторов фирм-эмитентов. Например, в работе (Moody, Utans, 1993) 97% предсказаний нейросети расходятся не более чем на один пункт с классификацией *Standard & Poor's* в интервале [AAA+AA, A, BBB, BB, B] .

Заметим, что несмотря на неплохие, в общем-то, результаты, подобные нейросетевые модели весьма компактны. В качестве входных переменных обычно используется от 6 до 10 финансовых индикаторов, являющихся отношением наиболее значимых статей балансов и отчетов о прибылях и убытках корпораций. Например, в последней из упомянутых выше работ первоначально использовались 10 финансовых индикаторов, отобранных аналитиками одного из крупных американских банков. Однако по результатам анализа чувствительности нейросетевых предсказаний к входным переменным два из этих индикаторов оказались незначимыми и не использовались в окончательной модели (8-3-1 персептрон с 3 нейронами на скрытом слое и 1 выходным линейным нейроном, дающим численный эквивалент рейтинга). Качество воспроизведения "тонких" градаций (с учетом субкатегорий, например AA+, AA-) рейтинга агентства *Standard & Poor's*, достигнутое этой моделью, иллюстрирует Рисунок 1.

² Для рейтинга облигаций из класса AA по классификации *Standard & Poor's*.

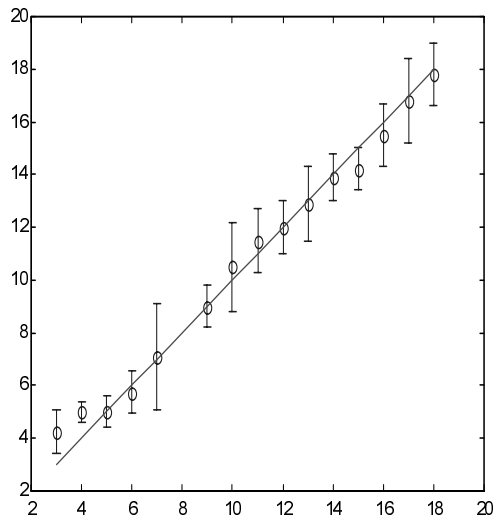


Рисунок 1. Воспроизведение 15-ти градаций рейтинга Standard & Poor's (штриховая линия) в работе (Moody, Utans, 1993)

Оценка акций

В отличие от облигаций, являющихся своего рода долговыми расписками, акции корпораций не гарантируют возврата процентов и основной суммы долга. Однако, оценка перспективности различных активов в пакетах акций является одной из главных задач любого инвестора. Ранее мы описывали возможности предсказания котировок акций в будущем, основанные на анализе прошлого поведения временного ряда котировок. Альтернативный подход представляет собой рейтингование акций, основанное на более широком круге финансовых показателей компаний, доступных из их финансовых отчетов.

Результативность подобного подхода иллюстрируют рейтинги ведущего консультационного агентства США по инвестициям в акции - *Value Line*. Раз в неделю это агентство разбивает акции около 1700 компаний по 5 рейтинговым категориям (алгоритм, естественно, широкой публике неизвестен). Статистические исследования подтверждают значимость рейтинга *Value Line*. А именно, пакеты, составленные из акций более высокой рейтинговой категории, систематически дают большую прибыль в течении ближайшего квартала (в следующем квартале эффект уже заметно меньше).

Есть основания предполагать, что квартальные отчеты корпораций влияют на курс акций. В частности, неожиданно высокие прибыли (убытки) статистически значимо коррелируют с повышением (понижением) курсов акций.³ Причем, эта корреляция существует достаточно долго - в течении по крайней мере двух месяцев со дня публикации отчета. Следовательно, инвестор имеет возможность извлечь определенную выгоду из финансовой отчетности корпораций. Справедливости ради следует отметить, что такая же корреляция имеется и на протяжении двух месяцев до объявления о прибылях/убытках (Шарп, и др. 1997). Это означает, что информация о состоянии фирмы просачивается на рынок раньше официальной публикации, так что

³ Заметим, что само понятие *неожиданной* прибыли подразумевает какую-то модель прогнозирования прибыли. Чем адекватнее будет прогноз, тем значимее информация об отличной от ожидаемой прибыли, свидетельствующая о каких-то существенных изменениях в характере функционирования фирмы.

временной ряд уже содержит эту информацию в неявном виде. Однако, интерпретация финансовых показателей отчета может дать гораздо более содержательную информацию, чем динамика временного ряда, зашумленная многими внешними факторами.

В более общей постановке речь идет о прогнозировании финансового "здоровья" корпорации на основании ее финансовой отчетности. Нетривиальным моментом здесь является количественное определение финансового благополучия. Можно, как и в случае с облигациями, воспользоваться для обучения сети рейтингами, например, упомянутого выше агентства *Value Line* для воспроизведения этой, в общем-то *субъективной* оценки компании. Можно попытаться использовать в качестве индикатора благополучия более объективный критерий - рыночный курс акций в ближайшем или более отдаленном будущем (Бэстэнс и др., 1997). Однако, рыночный курс может быть подвержен сильным флуктуациям чисто спекулятивного характера. Наконец, можно воспользоваться указаниями самого сурового учителя, исследуя крайнюю форму проявления финансового "недомогания" - банкротство. Анализ банкротств, таким образом, может служить источником объективных оценок устойчивости финансового положения фирм.

Предсказание рисков банкротств

Сначала приведем несколько цифр, иллюстрирующих "цену вопроса". Мировой рынок только межбанковских кредитов оценивается в \$38 трлн. Это почти в два раза превышает мировой объем ценных бумаг. Естественно, что оценка риска невозврата кредитов имеет для банков первостепенное значение. (В случае страховки, этот риск, перекладывается на страховщика. Общий объем страховых премий в этой индустрии риска составляет \$2.5 трлн.)

Количество банкротств в США на протяжении 80-х годов возрастало ежегодно примерно на 14%. В банковском секторе США число банкротств возросло с 50 в 1984 г. до 400 в 1991 г. Это, однако, составляет менее 3% от примерно 14000 действующих в США банков. В России же, например, только в 1996 г. лицензии были отозваны более чем у 10% из около 2000 зарегистрированных банков. Таким образом, предсказание банкротств, особенно в кризисных экономических условиях, является насущной задачей экономического анализа.

Если в проблеме рейтингования задачей нейросети было воспроизвести *мнения экспертов* о надежности корпорации, то нейросетевое предсказание банкротств основано на статистической обработке конкретных примеров банкротств. В такой постановке задача нейросети - самой стать экспертом, определяющим финансовую стабильность корпорации, основываясь исключительно на *объективной* информации - показателях финансовой отчетности. Обычно от нейросети требуется оценить вероятность банкротства через определенный промежуток времени (например, через год или через два года) по доступной на данный момент финансовой отчетности. В качестве входов используют финансовые индикаторы - отношения балансовых статей, наиболее полно отражающие определенные стороны финансового положения фирмы.

Исторические корни

Пионерская работа Алтмана в этом направлении датируется 1968 годом (Altman, 1968). Используя метод линейного дискриминантного анализа он выявил пять наиболее значимых финансовых индикаторов, влияющих на предсказание банкротств:

- **(Оборотные средства / Общий размер активов)** - характеризует денежные активы фирмы, т.е. ее способность мобилизовать ресурсы для *немедленной* уплаты долгов.

- **(Нераспределенная прибыль / Общий размер активов)** - прибыль после уплаты налогов и выплат акционерам, которая остается в распоряжении корпорации, например, для реинвестирования, характеризует *источник* погашения долгов.
- **(Прибыль до выплаты налогов и процентов по вкладам / Общий размер активов)** - характеризует общую *эффективность* управления капиталом.
- **(Рыночная капитализация / Общий размер долгов)** - характеризует отношение собственного капитала к заемному, т.е. эффективный *размер* долга.
- **(Объем продаж / Общий размер активов)** - характеризует *активность* использования фирмой своих ресурсов.

В последующих работах разные авторы дополняли или видоизменяли список ключевых финансовых индикаторов по своему усмотрению. Наиболее общий подход, видимо, состоит в использовании в качестве входов *логарифмов* укрупненных статей балансов и отчетов о прибылях/убытках. Нейросеть в этом случае сама выберет наиболее значимые линейные комбинации входов, которым будут соответствовать наиболее значимые *отношения* различных статей в нужных пропорциях. Использование индикаторов, с другой стороны, помогает в интерпретации результатов нейро-моделирования если воспользоваться, например, техникой прореживания связей и извлечения правил, описанной в предыдущей главе. Заметим, что использование описанных выше индикаторов лежит также в основе общепринятой методики рейтингования банков CAMEL.

Нейросетевое предсказание банкротств

Обобщая опыт сравнительного анализа предсказаний банкротств различными методиками (Trippi, Turban, 1993), отметим:

- Нейросетевое моделирование обеспечивает наилучшую точность предсказания банкротств: порядка 90%, по сравнению с 80%-85% точностью для других статистических методик (дискриминантный анализ, логистический анализ, ID3, kNN).
- При желании можно повысить "подозрительность" нейросети, обеспечив точность выявления банкротов вплоть до 99% - за счет снижения требований к ошибкам второго рода (классификации нормальной фирмы как банкрота). Это достигается путем увеличения веса ошибки первого рода (классификации банкрота как нормальной фирмы). В зависимости от конкретной практической задачи "подозрительность" сети можно произвольно регулировать.
- Банкротства можно уверенно предсказывать за несколько лет до их фактического наступления, причем точность предсказания за два года практически не отличается от точности предсказания за год. Таким образом, неявные сигналы неблагополучия присутствуют в финансовой отчетности фирмы задолго до ее краха.

Обсуждение

Полезность обучения сети на примерах обанкротившихся фирм состоит также в том, что такая сеть вырабатывает *дискриминантную функцию* - численный показатель финансового здоровья

фирмы, меру ее устойчивости. Однако, устойчивость не является единственным возможным критерием оценки деятельности фирмы.⁴ Акционеры, например, заинтересованы не только в бесконечно долгом существовании фирмы, но и в получении достаточно весомой прибыли. 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 надежности 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.

Эти объективные трудности можно преодолеть, если вспомнить, что фирма существует не сама по себе, а в сообществе подобных ей фирм-конкурентов. И именно в сопоставлении с этим сообществом можно говорить о сильных и слабых сторонах ее деятельности. Эти рассуждения подводят нас к другой постановке задачи: комплексной оценки финансового состояния фирмы путем систематического сравнения ее показателей с показателями остальных участников данного рынка. Такой подход, рассмотренный в следующем разделе, не требует знания готовых ответов, т.к. основан на обучении без учителя.

Сравнительный анализ финансового состояния фирм

Сравнительный анализ, в отличие от рейтингования, предполагает введение не одной, а нескольких оценочных координат. Это позволяет лучше использовать имеющуюся информацию, более точно позиционировать фирму среди остальных. С другой стороны, для обзорности результатов сравнительного анализа, количество параметров сравнения должно быть по возможности минимальным. В узком смысле "обзорность" требует введения не более двух координат - чтобы относительная позиция фирмы могла быть представлена точкой на двумерной карте, а различные финансовые показатели могли быть визуализированы в виде двумерных поверхностей.

Постановка задачи

С математической точки зрения эта задача сводится к оптимальному сжатию информации о финансовом состоянии фирмы, т.е. отображении информации минимальным числом параметров при заданном уровне округления или минимизации потерь информации при заданном числе обобщенных координат. Для целей визуализации, выгодно ограничиться двухпараметрическим представлением. Это уже существенный шаг вперед по сравнению с однопараметрическим рейтингом.

Данные о российских банках

Для иллюстрации описываемого подхода далее в этой главе⁵ будут использованы данные Центрального Банка России о годовых балансах и отчетах о прибылях/убытках примерно 1800 российских банков за 1994, 1995 годы, предоставленные информационным агентством "Прайм". Каждый банк при этом описывается 30 финансовыми показателями - отношением балансовых статей к общей сумме активов банка. Подобная нормализация приводит все статьи к единому масштабу, сглаживая различия между крупными и мелкими банками, составляющие несколько

⁴ Биологическая эволюция демонстрирует многочисленные примеры "слишком успешной" адаптации к определенной экологической нише, приводящей к быстрому вымиранию при резком изменении условий внешней среды.

⁵ Наше изложение будет следовать работе (Shumsky, Yarovoy, 1998), выполненной по заказу и при финансовой поддержке агентства "Прайм".

порядков величин. Из этих 30 параметров нам предстоит оптимальным образом сконструировать две обобщенные координаты.

Сечения

Главный вопрос теперь - как выбирать эти обобщенные координаты. Можно, например, воспользоваться сечениями имеющихся многомерных данных, иными словами - просто выбрать два "наиболее важных" с точки зрения экспертов параметра балансов и таким образом отобразить на двумерной карте положение всех фирм. Для российских банков подобное представление информации практикует журнал "Эксперт" (см Рисунок 2).

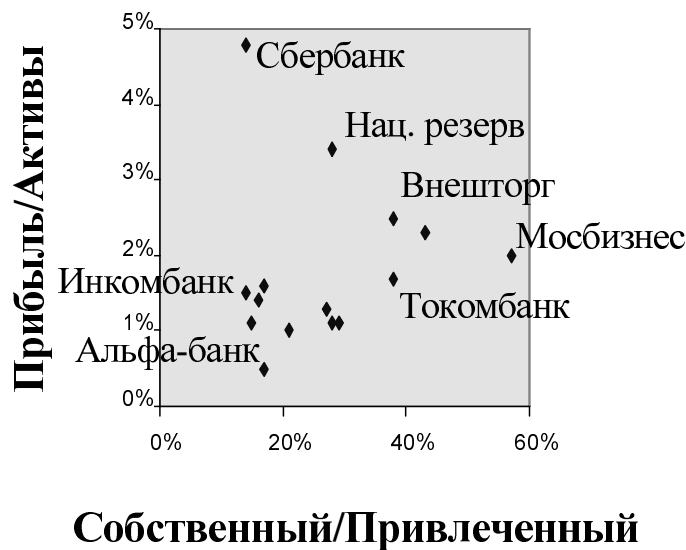


Рисунок 2. Положение пятнадцати крупнейших российских банков в 1996 г. в координатах "Надежность" - Доходность. (По материалам журнала "Эксперт")

Согласно такому подходу надежность банка характеризуется одним финансовым показателем - отношением собственного капитала к привлеченному. В первой половине этой главы мы видели, однако, что анализ банкротств выявляет как минимум пять (а то и восемь) значимых финансовых показателей, влияющих на надежность.

Линейное сжатие информации - метод главных компонент

Более общий подход - использовать не две отдельные компоненты, а две *линейные комбинации* всех 30 исходных параметров, наилучшим образом представляющие имеющиеся данные (см. Рисунок 3).

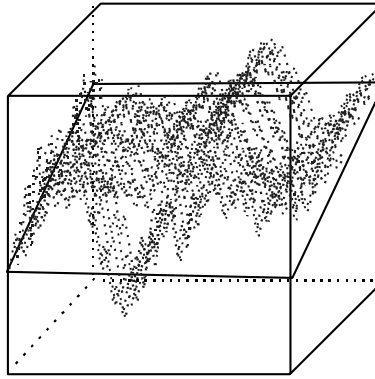


Рисунок 3. Линейная аппроксимация многомерных (здесь - трехмерных) данных

Каждый банк представлен точкой в 30-мерном пространстве и задача состоит в проведении двумерной плоскости в этом пространстве, обеспечивающей минимальное среднеквадратичное отклонение имеющихся точек от этой плоскости:

$$E_L = \frac{\sum_{\alpha} (\mathbf{r}^{\alpha} - \mathbf{r}_0^{\alpha})^2}{\sum_{\alpha} (\mathbf{r}^{\alpha} - \bar{\mathbf{r}}^{\alpha})^2} = \min$$

Как мы знаем подобное линейное приближение дается методом главных компонент. Если действительное расположение точек не сильно отклоняется от плоскости, этот метод может дать неплохое начальное приближение. Однако, оказывается, что в данном случае это не так. Среднеквадратичное отклонение для случая двух главных компонент оказалось равным почти половине от общей дисперсии: $E_L = 0.47$.

Таким образом, даже оптимальный вариант линейного сжатия не дает возможности *визуализировать* финансовое положение банков. Оно может, тем не менее, оказаться полезным, в частности, для анализа значимости балансовых статей. Так, увеличение числа главных компонент постепенно дает все лучшее и лучшее приближение имеющегося массива данных (см. Рисунок 4).

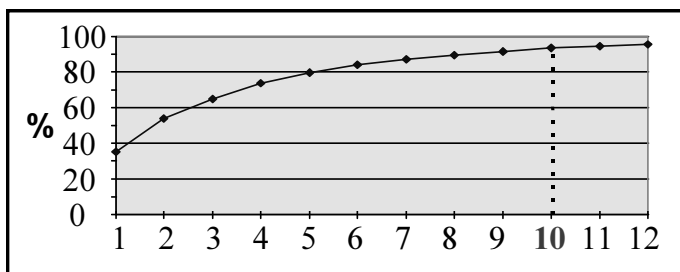


Рисунок 4. Точность воспроизведения данных $1 - E_L$ как функция числа главных компонент.

Например, 10 главных компонент обеспечивают вполне приемлемую общую точность 94% (т.е. $E_L = 0.06$). При общем числе входов равном 30, это означает 3-кратное сжатие информации. Такое сжатие оказывается возможным из-за существенных корреляций между отдельными статьями в балансовой отчетности. При этом те статьи, которые дают наибольший вклад в главные компоненты, восстанавливаются по ним с наибольшей точностью.

Степень восстановления исходных данных по ограниченному числу главных компонент свидетельствует о том, насколько согласованы данные в этих статьях между собой во всем массиве имеющейся информации, т.е. насколько содержащаяся в них информация значима для выявления индивидуальных отличий. Рисунок 5 показывает, что около 20 статей восстанавливаются по 10 главным компонентам с относительно высокой точностью. Это как раз те статьи, которые дают основной вклад в главные компоненты. Остальные статьи гораздо менее значимы для сравнительного финансового анализа, в частности, в силу незначительности совокупной доли активов в этих статьях балансов.

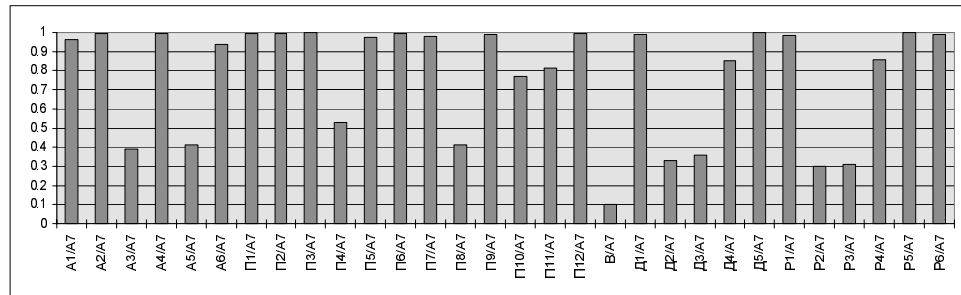


Рисунок 5. Значимость статей балансов и отчетов о прибылях/убытках, определенная по степени их восстановления по 10 главным компонентам

Нелинейное сжатие информации - карты Кохонена

Итак, линейная статистическая обработка данных не способна выделить два ведущих параметра, описывающих финансовое состояние российских банков с приемлемой точностью. В этой ситуации естественно обратиться к нелинейному статистическому анализу, т.е. к нейросетевому моделированию.

Напомним, что методом, дающим оптимальное представление информации в виде координат двумерной сетки, является построение топографических карт (карт Кохонена), о которых шла речь в Главе 4. Напомним в двух словах суть этой методики. В многомерное пространство данных погружается двумерная сетка. Эта сетка изменяет свою форму таким образом, чтобы по возможности точнее аппроксимировать облако данных. Каждой точке данных ставится в соответствие ближайший к ней узел сетки. Таким образом каждая точка данных получает некоторую координату на сетке. Такое отображение локально непрерывно: близким точкам на карте соответствуют близкие точки в исходном пространстве (обратное, вообще говоря, не верно: близким точкам в исходном пространстве могут соответствовать далекие точки на карте - такова цена понижения размерности). Таким образом, распределение данных на двумерной карте позволяет судить о локальной структуре многомерных данных.

Синаптические веса нейрона в сети Кохонена являются его координатами в исходном многомерном пространстве. Обучение сети, т.е. нахождение положения узлов карты в многомерном пространстве происходит в режиме "победитель забирает все". Данные по очереди подаются на входы всех нейронов и для каждого входа определяется ближайший к нему нейрон. Обучение состоит в подгонке весов нейрона-победителя и его ближайших соседей минимизирующих отклонение данных от нейронов-победителей. Постепенно сеть находит равновесное положение, оптимально аппроксимирующее данные (см. Рисунок 6).

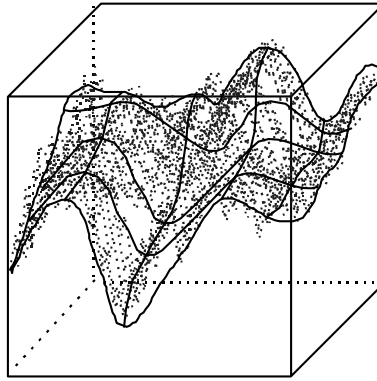


Рисунок 6. Нелинейная аппроксимация массива многомерных данных двумерной поверхностью.

Если линейный статистический анализ пытается аппроксимировать данные *плоскостью*, то нелинейный - использует для этих целей *двумерную поверхность*, что позволяет, в принципе, добиться гораздо более высокой точности аппроксимации. Так, в нашем случае, суммарное расстояние от данных до ближайших к ним узлов топографической сетки

$$E_{NL} = \frac{\sum_{\alpha} (\mathbf{r}^{\alpha} - \mathbf{r}_0^{\alpha})^2}{\sum_{\alpha} (\mathbf{r}^{\alpha} - \bar{\mathbf{r}}^{\alpha})^2}$$

составляет всего $E_{NL} = 7.8\%$ (сравнительно с $E_L = 47\%$ ошибки линейной аппроксимации).

Таким образом, можно с приемлемой точностью описать финансовое состояние российских банков используя всего лишь два обобщенных финансовых индикатора, а именно - две координаты на двумерной карте Кохонена. Каждый банк по состоянию своего балансового отчета отображается конкретной ячейкой на карте. Ячейки с одинаковыми координатами содержат банки со сходным финансовым состоянием. Чем дальше на карте координаты банков, тем больше отличается друг от друга их финансовый портрет.

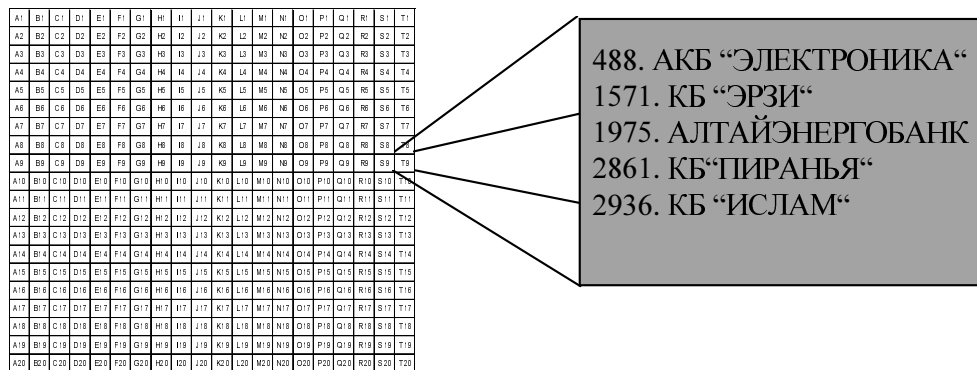


Рисунок 7. Пример содержимого ячейки T9 карты Кохонена для российских банков (регистрационные номера и названия банков).

Так, например, Рисунок 7 иллюстрирует содержимое конкретной ячейки на карте Кохонена российских банков, содержащей 20x20 ячеек (т.е. 400 нейронов).

Расположение на карте банков с отозванной лицензией

Достоинства карты Кохонена начинают проявляться после нанесения на нее какой-либо графической информации. Рисунок 8 показывает как выглядит карта Кохонена, на которой отмечены ячейки, содержащие банки с отозванными по результатам 1994 года лицензиями. Видно, что банки с отозванными лицензиями группируются в правом верхнем углу карты - "зоне риска". Мы увидим, что эта зона имеет и другие признаки неблагополучия.

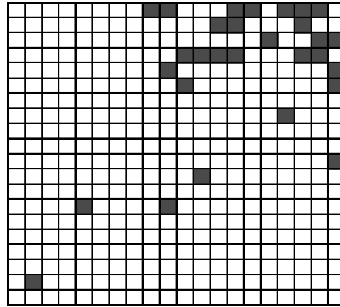


Рисунок 8. Ячейки, содержащие хотя бы один банк с отозванной в 1994 году лицензией

Отметим, что в отличие от анализа банкротств, описанного в первой части главы, здесь информация о банкротствах не участвовала в обучении сети. Она изображена на уже готовой карте, являясь лишь *индикатором* области параметров с повышенным риском банкротства. Эта особенность описываемой методики позволяет выявить область риска по относительно небольшому числу примеров (как в нашем случае).

Раскраски карты Кохонена

Различные раскраски топографической карты являются удобным средством для выявления взаимосвязей различных факторов. В принципе, любая финансовая характеристика порождает свою раскраску карты, как это иллюстрирует Рисунок 9.

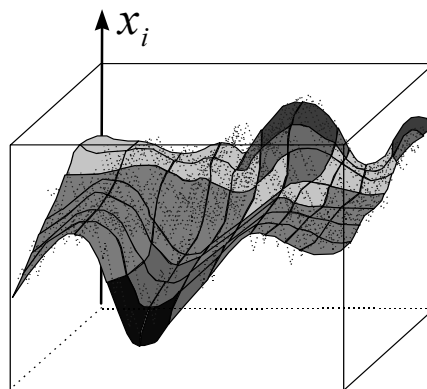


Рисунок 9. Раскраска карты, порожденная i -ой статьей баланса

Вместе подобные раскраски дают исчерпывающую и наглядную картину. Здесь имеется полная аналогия с географическими картами различных типов на одной и той же географической сетке, которые в совокупности дают полное представление о данной местности.

Карта размеров банков

Рассмотрим, например как располагаются на построенной карте банки разных размеров (см. Рисунок 10)⁶. Размеры банков берутся в логарифмической шкале, причем клетки, отличающиеся на одну цветовую градацию, содержат банки с *пятикратным* отношением активов. Напомним, что величин активов банков была изначально выведена из набора параметров, т.к. она использовалась для нормировки остальных статей. Несмотря на это, банки разных размеров располагаются не хаотично, а регулярным образом, что свидетельствует о значимости размера банка при выборе им своей финансовой стратегии. Визуально на карте можно выделить следующие большие группы банков: большие банки (низ карты), малые банки (группа слева и группа справа) и средние банки. Раскраска, отражающая относительный размер *Уставного фонда* показывает, что между двумя группами малых банков имеются существенные различия: Банки в нижнем правом углу карты практически не растут (Рисунок 11).

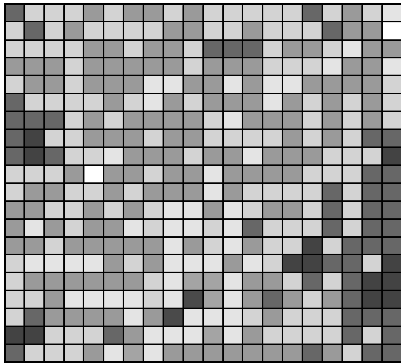


Рисунок 10. Размер активов российских банков

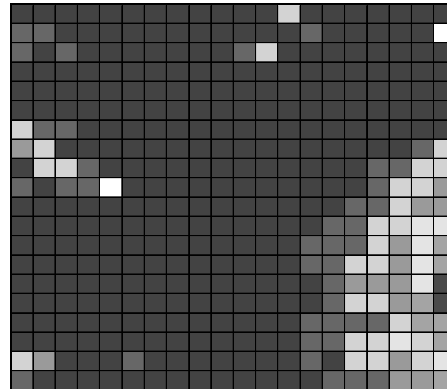


Рисунок 11. Уставной фонд

Сравнение с расположением банков-банкротов, показывает, что вероятность банкротства как больших так и малых банков в 1994 году была невелика.

Балансовые показатели

Ниже приводится ряд раскрасок карты Кохонена Российских банков по некоторым статьям баланса. Как видно из карт *Итого доходов* и *Итого расходов*, наиболее активные банки (банки, у которых отношение доходов и расходов к их размеру наибольшее) располагаются в левом верхнем углу карты. Карта размеров говорит нам о том, что эти банки относительно невелики по своим размерам.

⁶ К сожалению, в черно-белом варианте раскрасок многие эффекты не наблюдаются

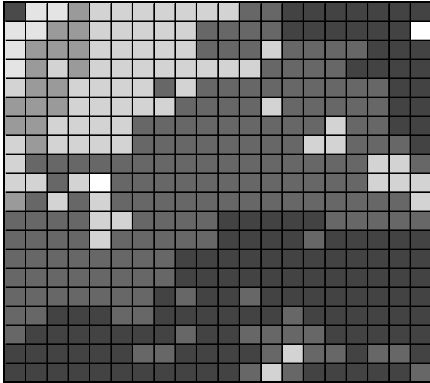


Рисунок 12. Итого доходов

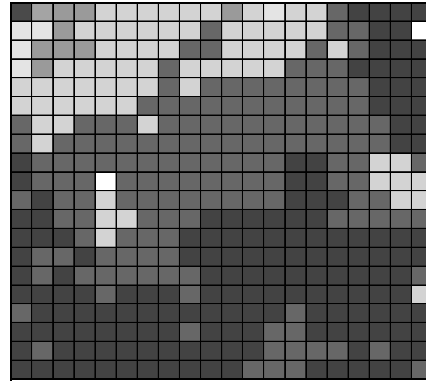


Рисунок 13. Итого расходов

Очень показательны карты *Всего обязательств* и *Прибыль/убыток*. Из карты *Прибыль/убыток* ясно видно, что наиболее убыточной является группа банков-банкротов (правый верхний угол). Эта же группа банков имеет больше всего обязательств.

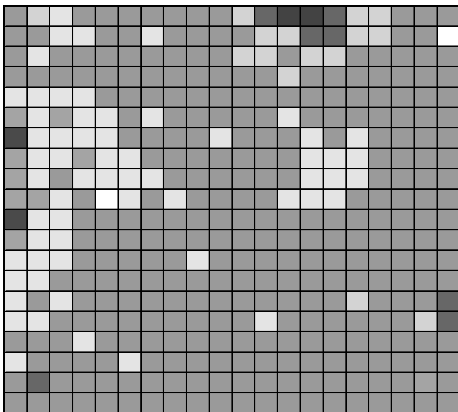


Рисунок 14. Прибыль/убыток

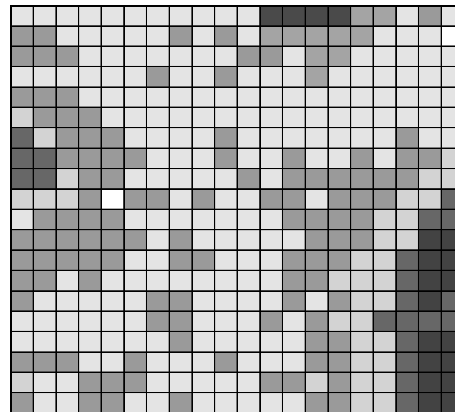


Рисунок 15. Всего обязательств

Интересно отметить, что меньше всего обязательств имеют обе группы малых банков. Эти группы банков сходны по многим параметрам (на карте *Уставной фонд* видно, что у малых банков отношение уставного фонда к размеру выше, чем у остальных). Однако, как видно из карты *Прибыль/убыток*, в отличие от группы малых банков слева, которая является самой прибыльной, группа справа имеет прибыль ниже среднего. Это говорит о том, что скорее всего деятельность этих групп имеет разные цели. Малая прибыль в совокупности с большим уставным фондом и малыми обязательствами говорит о том, что банки из группы справа скорее всего служат для расчетных операций различных организаций, а не для получения прибыли.

Обсуждение

Приведенные выше раскраски в совокупности образуют *атлас*, отражающий финансовое состояние банков или других фирм, занимающихся сходными видами бизнеса. Этот атлас дает графическое отображение положения любой конкретной фирмы среди конкурентов и может использоваться как удобное средство финансового анализа. В частности, можно рассматривать эволюцию финансового положения отдельной фирмы во времени, выявлять существующие тенденции и циклы. С точки зрения макроэкономики удобство такого рода карт состоит в том, что площади на этой карте примерно пропорциональны доле фирм в силу более-менее равномерного заполнения ячеек. Таким образом можно зримо представлять себе, например, долю крупных банков или банков, испытывающих трудности с возвратом кредитов.

Выводы

В данной главе были рассмотрены различные подходы к анализу рисков. Одни из них для формирования обучающей выборки используют мнения авторитетных рейтинговых агентств, другие - опираются на объективные данные о банкротствах. Наконец, альтернативный подход использует для обучения сети "непомеченные" финансовые данные, предлагая методику сравнительного финансового анализа.

Литература

Бэстенс, Д.-Э., Ван Ден Берг, В.-М., Вуд, Д. (1997). *Нейронные сети и финансовые рынки. Принятие решений в торговых операциях*. ТВП Научное издательство.

Шарп, У., Александер, Г., Бейли, Д. (1997). *Инвестиции*. 5-е изд., пер. с англ. ИНФРА-М.

Altman, E. I. (1968). "Financial ratios, Discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy", *Journal of Finance*, **23**, No 4, 589-609.

Altman, E. I. (1991). "Defaults and returns on high-yield bonds through the first half of 1991", *Financial Analyst Journal*, **47**, No 6. 74-75.

Dutta, S., and Shekhar, S. (1988). "Bond Rating: A Non-Conservative Application of Neural Networks", *Proc. IEEE Int. Conf. on Neural Networks*, pp.11443-11450.

Horrigan, J.O. (1966). "The determination of long term credit standing with financial ratios", *Empirical Research in Accounting: Selected Studies. Journal of Accounting Research*.

Moody, J. and Utans, J. (1993). "Architecture Selection Strategies for Neural Networks: Application to Corporate Bond Rating Prediction", in: *Neural Networks in the Capital Markets*, Apostolos-Paul Refenes Ed., John Wiley & Sons, 277-300.

Shumsky, S.A., and Yarovoy, A.V. (1998). "Self-Organizing Atlas of Russian Banks", in: Deboeck, G. and Kohonen, T. (Eds). *Visual Explorations in Finance with Self-Organizing Maps*. Springer, 1998.

Trippi, R., and Turban, E., eds. (1993) *Neural Networks in Finance and Investing*, Probus Publishing.

West, R.R. (1970). "An alternative approach predicting corporate bond ratings", *Journal of Accounting Research*, Spring 1970.