

Алгоритм прогноза сильных падений индекса Dow Jones Industrial Average*

М. Ю. КУДРЯВЦЕВ

Аннотация. В работе рассматривается задача прогноза сильных падений индекса Доу-Джонса. Финансовые временные ряды по статистическим характеристикам схожи с сейсмическими. На основании методов, используемых для предсказания землетрясений, предложен алгоритм прогноза, основанный на изменении формы выборочной функции распределения детрендированного временного ряда индекса при приближении к объекту прогноза. Проведены статистическая и экономическая оценки работы данного алгоритма.

Ключевые слова: *финансовые кризисы, прогноз, распознавание образов, критические явления.*

Введение

Задача прогнозирования в финансовом мире вообще и на рынках акций в частности всегда была одной из самых острых. Существует целая индустрия профессионального управления финансовыми активами, например инвестиционные банки. Но, несмотря на очевидную важность и практическую значимость этой задачи, практически каждый раз очередной финансовый кризис оказывается неожиданным, и банкротами становятся, в том числе, старейшие и наиболее уважаемые компании, банки и пр. (один из последних случаев — Lehman Brothers).

Вплоть до настоящего времени классические и широко используемые методы прогнозирования на финансовых рынках, фундаментального и технического анализа [2, 4] не ориентированы на предсказание «сильных событий», и даже предсказание смены тренда является для них практически неразрешимой задачей. Существует множество индикаторов и моделей смены тренда (модель «голова — плечи» и ее варианты, например), и почти всегда часть из них противоречит другим. Большинство же игроков фондовой биржи эффективно зарабатывают на следовании рыночным тенденциям.

С точки зрения макроэкономики, предсказание финансовых кризисов тесно связано с существованием так называемых «пузырей». Интуитивно все ясно. Пузырь возникает из-за завышенных и необоснованных ожиданий, а затем по тем или иным причинам

лопается, вызывая финансовый кризис. К сожалению, заранее предугадывать существование «пузырей» с достаточной степенью достоверности не получается ни у финансовых аналитиков, ни у экономистов.

В своей статье [6] Гуркайнак резюмирует: «Эконометрические методы определения ценовых пузырей на рынках активов не обладают удовлетворительной точностью. Для каждой статьи, которая обнаруживает свидетельства присутствия пузыря, находится другая, которая объясняет существующие данные ровно так же хорошо без предположений о несоответствии цены и реальной стоимости активов. Мы будем неспособны отличить пузыри от меняющихся со временем или вследствие переключения режима фундаментальных свойств рынков до тех пор, пока большинство модельных задач в области нахождения пузырей остаются нерешенными».

Если рассматривать задачу прогноза с точки зрения естественных наук, то здесь существует два подхода.

Первый основан на возможности предложить для описываемого процесса или явления достаточно подробную модель. Но на данной стадии развития науки фондовый рынок не может быть «жестко» смоделирован по следующим причинам:

- Большое число участников, которые сильно разнородны по своим свойствам и целям. Игроками фондовых рынков являются мелкие инвесторы, государство, пенсионные фонды, профессиональные игроки, инвестиционные банки, частные компании. Каждый имеет свои временные горизонты и решает свои собственные задачи.

* Работа выполнена при финансовой поддержке Российского фонда фундаментальных исследований (проект № 10-01-00786-а).

- Открытость системы. Динамику фондовых рынков невозможно рассматривать в отрыве от экономики и информационного пространства, катастроф и стихийных бедствий.
- Невозможность на настоящий момент смоделировать человека. Исследования показывают, что даже на фондовом рынке, где, казалось бы, основной целью любого игрока является получение прибыли, люди ведут себя нерационально (например, поддаются панике).

Второй подход основан на следующем наблюдении: сложные нелинейные системы, такие как экономика, общество, человек, демонстрируют большую часть времени достаточно регулярное поведение. И часто перед сильным событием возникают предкризисные сигналы, на основании которых можно построить прогноз. По сути, именно этим и занимаются врачи, устанавливая диагноз по косвенным признакам.

Одним из наиболее исследованных примеров большой нелинейной иерархической системы является литосфера Земли, представляющая собой систему блоков, разделенных разломами. Каждый из этих блоков делится на более мелкие — от тектонических плит протяженностью в тысячи километров до зерен горных пород миллиметрового размера и меньше. Тепловая конвекция Земли заставляет плиты двигаться и взаимодействовать между собой. Возникающие на разных масштабных уровнях напряжения могут приводить к разрушению соответствующих по размеру блоков. Разрушения мелких неоднородностей горной породы и микроблоков отвечают сейсмическому шуму, разрушение достаточно больших блоков фиксируются как землетрясения. Накапливающиеся в результате взаимодействия блоков напряжения имеют тенденцию распространяться от нижних уровней иерархии к верхним — обратный каскад, приводя к таким событиям, как сильные землетрясения. Разрядка напряжения землетрясениями может рассматриваться как перераспределение напряжений сверху вниз по иерархии — прямой каскад. Одно из характерных статистических свойств землетрясений — степенной закон распределения вероятностей, который является математическим выражением сложности системы и ее склонности к катастрофическим событиям.

В работах [5, 9–11] подробно изучены статистические свойства распределения изменений цен акций на основных рынках ценных бумаг США (NYSE, AMEX, NASDAQ) и индекса S&P500. Установлено, что для редких событий (больших абсолютных значений доходности) имеет место степенное распределение. Поэтому интересен перенос методов прогноза сильных землетрясений на поведение рынка ценных бумаг [7, 12].

Развитие сильных событий, таких как сильные землетрясения, в иерархических системах подготавливается предварительной активизацией на предшествующих иерархических уровнях. Соответствующее изменение формы распределения успешно используется не только при прогнозе сильных землетрясений [8], но и при прогнозе скачков тяжелой преступности [1].

В данной работе введено формальное определение «сильного» падения финансового индекса Доу-Джонса. При помощи методологии распознавания образов редких событий предложен алгоритм прогноза таких падений, основанный на изменении формы выборочной функции распределения детрендированного ряда цен закрытий при приближении к объекту. Алгоритм способен предсказывать все падения индекса, которые являются предметом прогноза, при этом суммарное время тревоги (время, в течение которого ожидается наступление события) не превышает одной четвертой части рассматриваемого временного интервала, а доля ложных тревог не превышает одной трети. Для оценки практической значимости результатов предложена и оценена простейшая торговая стратегия. На данный момент алгоритм проходит верификацию в режиме работы в реальном времени, успешно предсказав три объекта за последний год.

1. Общая постановка задачи

1.1. Описание данных и процессов

Финансовые индексы являются основными показателями работы фондовых рынков. Индекс Dow Jones Industrial Average является самым старым и наиболее известным фондовым индексом. DJIA рассчитывается как среднее арифметическое (с поправкой на такие операции, как дробление акций, выплат дивидендов в форме акций и т. п.) курсов акций 30 крупнейших в своих отраслях промышленных корпораций. Список компаний пересматривается с развитием ситуации на фондовом рынке. Составлением этого списка занимается редакция газеты The Wall Street Journal.

Акции, используемые в данном индексе, котируются на Нью-Йоркской фондовой бирже (NYSE) и составляют порядка 15–20 % общей рыночной стоимости акций NYSE.

Широко известно, что финансовые индексы очень чутко реагируют на внешнюю информацию. Неожиданная экономическая или политическая (а иногда даже метеорологическая) новость может стать причиной очень сильного скачка на рынках. Например, 29 сентября 2009 г. Палата представителей Конгресса отвергла проект закона о срочных мерах по преодолению финансового кризиса. Известие об этом привело

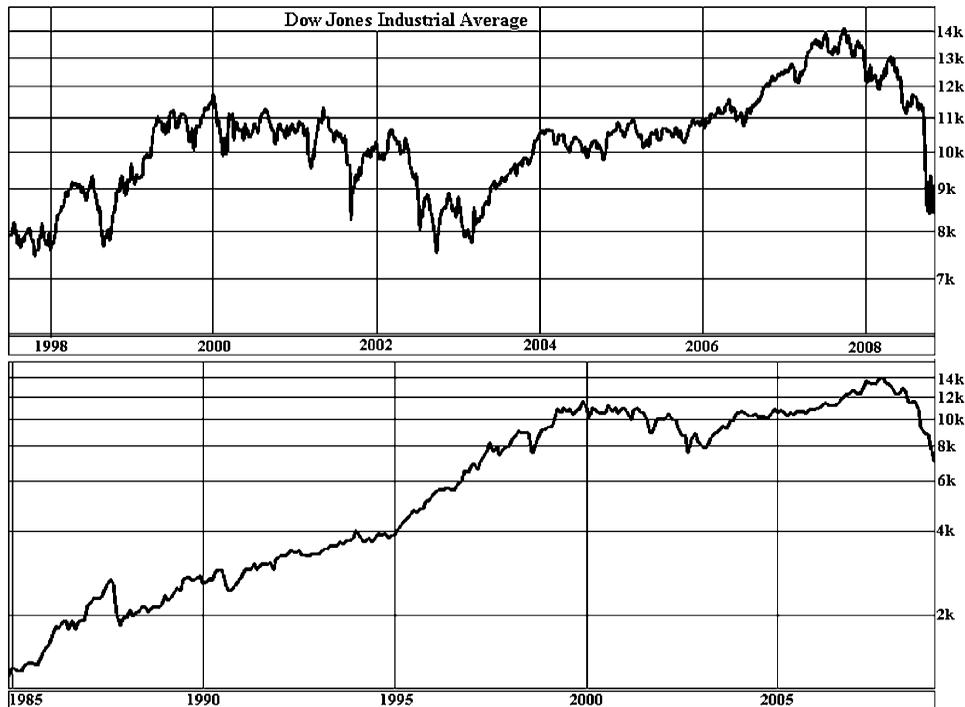


Рис. 1. Цены закрытия индекса DJIA периода 01.07.1997–10.10.2008 (на верхнем графике) и 31.12.1984–06.02.2009 (на нижнем)

к падению DJIA на 6,98 % за один день. Понятно, что пытаться предсказывать такого рода события бессмысленно. С другой стороны, если рассматривать более длительные интервалы времени, то влияние отдельных новостей в значительной степени нивелируется. Для индекса DJIA, который в целом характеризует оценку фондовым рынком всей экономики США, в значительной мере можно считать сильные события порождением его собственной внутренней динамики.

Для примера кризисов, которые хотелось бы иметь возможность предсказывать, приводим выдержку из статьи «Уолл-стрит. Краткая история паник» международного информационно-аналитического агентства Washington Profile:

«1987 год. 19 октября 1987 года (в „черный понедельник“) финансовый кризис накрыл весь мир: акции на мировых финансовых площадках обвалились в среднем на 22,6 %, совокупные потери превысили \$500 млрд. В „черный понедельник“ индекс Доу-Джонса потерял 508 пунктов или 22,61 %. Причины этого кризиса до сих пор дебатировались: неизвестно, почему многие инвесторы решили продавать свои ценные бумаги именно в этот день...

1998 год. На бирже США повлияли экономические кризисы в Азии и России, а также политический фактор: успешные испытания северокорейской баллистической ракеты. В конце августа индекс Доу-Джонса упал почти на 7 %...

2001 год. Этот крах — точнее, серия крахов — завершили восьмилетний период бурного экономического роста. В 2000 г. в США началось обрушение „доткомов“ — интернет-компаний, прибыльность которых оказалась намного ниже ожиданий инвесторов. В 2000 г. примерно 1,8 тыс. интернет-компаний сменили владельцев или обанкротились, в 2001 г. — их было около 1,7 тысяч. В 2000 г. Нью-Йоркская фондовая биржа пережила несколько значительных падений индексов — к примеру, 14 апреля индекс Доу-Джонса упал более чем на 617 пунктов: эту неделю назвали худшей в истории биржевой неделей...

11 сентября 2001 года произошли атаки террористов на Нью-Йорк и Вашингтон. После этого Нью-Йоркская фондовая биржа не работала четыре дня — самые длительные каникулы с 1933 года. А 17 сентября произошел очередной крупнейший биржевой крах — курсы акций упали почти на 685 пунктов. Ситуацию на рынке усугубила череда громких банкротств крупных компаний».

Предметом данного исследования являются дневные цены закрытия фондового индекса Dow Jones Industrial Average. Основной период рассмотрения — с 1 июля 1997 г. по 10 октября 2008 г. — содержит 2838 отсчетов (торговых дней). При дополнительном анализе также исследуется временной промежуток с 31 декабря 1984 г. по 6 февраля 2009 г., содержащий 6080 отсчетов (см. рис. 1).

1.2. Описание общей методологии предсказания

Задача прогноза формулируется следующим образом. Дан временной ряд, описывающий динамику системы вплоть до настоящего момента времени t и содержащий потенциальные предвестники сильного события. Требуется сказать: возникнет или не возникнет сильное событие в течение последующего периода времени $(t, t + \Delta t)$. Если ответ «да» (т. е. мы ожидаем, что произойдет сильное событие), этот интервал назовем «время тревоги».

По мере прохождения по временной оси алгоритм прогноза формирует дискретную последовательность тревог. Возможные исходы такого предсказания изображены на рис. 2. Такой дискретный (в смысле ответов «да», «нет») алгоритм предназначен не для анализа динамики системы в целом, а для определения редких сильных событий.

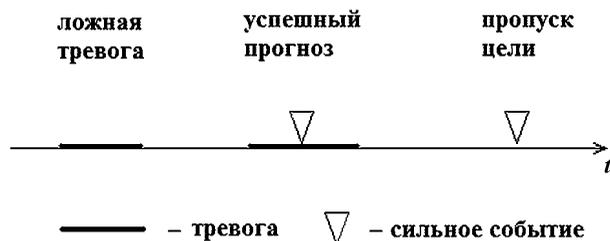


Рис. 2. Возможные исходы предсказания

Алгоритм прогноза содержит в себе много регулируемых составляющих, начиная от выбора данных и определения целей предсказания (формализация понятия объекта), и заканчивая численным выбором параметров, входящих в алгоритм. В силу невозможности существования теории, которая могла бы однозначно определить эти элементы, они должны быть найдены посредством ретроспективного прогноза. Такая ситуация создает потенциальную опасность для исследователя увлечься подгонкой данных и, в конце концов, обмануть самого себя. Поэтому для проверки качества алгоритма прогноза необходимы следующие тесты:

- анализ чувствительности: являются ли результаты работы алгоритма устойчивыми по отношению к изменениям настраиваемых параметров;
- анализ данных, не входящих в материал обучения;
- предсказание будущих событий в режиме «реального времени».

Задача анализа эффективности алгоритма также включает оценку точности прогноза:

- процент пропуска целей, η ;
- отношение общей продолжительности времени тревоги к длительности всего рассматриваемого интервала, τ ;
- относительное число (длительность) ложных тревог, η .

Этими характеристиками измеряется «вероятностное» качество алгоритма прогноза. Они обеспечивают статистическую оценку эффективности алгоритма и позволяют формализовать задачу управления при принятии решений относительно подготовки к возможным сильным событиям.

2. Алгоритм предсказания

2.1. Определение объекта прогноза

Для того чтобы ограничить влияние внешнего информационного пространства, необходимо рассматривать изменения значений индекса на длительном интервале времени. С другой стороны, хочется иметь возможность прогнозировать события, которые являются неожиданными для самого фондового рынка. Поэтому длительное медленное снижение индекса также не представляется интересным. Исходя из этих соображений, был сделан выбор измерять «силу» события (конкретной цены закрытия) относительно скользящего среднего, взятого за предшествующие 6 недель (30 рабочих дней). Таким образом, мы игнорируем и резкие однодневные колебания, и значительные, но очень медленные (а значит и сами по себе понятные участникам фондовой биржи) снижения значений индекса.

Рассмотрим величину

$$v_i = \frac{p_i - \langle p_{i-1} \rangle_m}{\langle p_{i-1} \rangle_m}, \tag{1}$$

где p_i — значение цены закрытия, $\langle p_i \rangle_m$ — среднее величин p_{i-m+1}, \dots, p_i , а m выбирается таким образом, чтобы охватить временной период порядка полутора месяцев. Таким образом, v_i представляет собой некоторой аналог доходности.

Сильным событием назовем день, когда соответствующее ему значение $v_i < -0,08$. Иными словами, в этот день цена закрытия индекса будет меньше среднего значения цен закрытия последних $m = 30$ биржевых дней на 8 %.

Рассмотрим интервал времени с 1 июля 1997 г. по 10 октября 2008 г. Пусть $N(x)$ — число дней, когда $v_i < -x$ ($x > 0$). Тогда $N(x)$ — кумулятивное рас-

пределение абсолютных значений отрицательных v_i (см. рис. 3). Поскольку величина v_i аналогична логарифму цены, то график фактически изображен в двойных логарифмических координатах, и его форма означает, что для значения индекса имеет место степенное распределение.

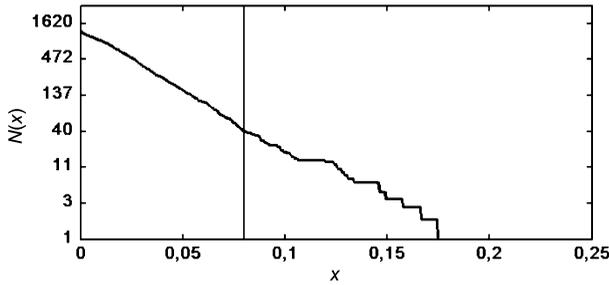


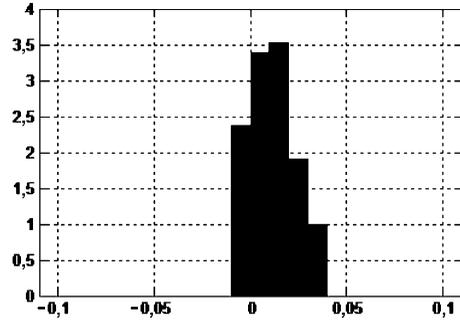
Рис. 3. Кумулятивное распределение $N(x)$ модуля отрицательных значений v_i , по оси ординат выбран логарифмический масштаб, а вертикальная прямая ограничивает слева те дни, которые мы считаем сильными событиями

Сильные события часто идут подряд одно за другим. Такую группировку сильных событий (расстояние между двумя соседними не должно превышать 8 торговых дней) назовем **объектом**. За последние 11 лет с 1 июля 1997 г. по 10 октября 2008 г. сильные события составляли 1,6 % от числа всех отсчетов, наблюдалось 10 объектов, соответствовавших таким кризисам американского фондового рынка, как «черный вторник» 1997 г., кризис августа 1998 г., серия кризисов 2000 г., падение после 11 сентября 2001 г. и др.

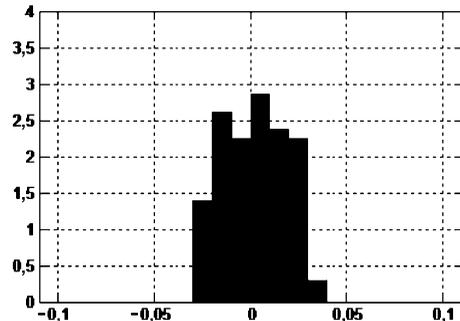
2.2. Определение прогнозирующих функционалов

Для построения прогнозирующих функционалов используется выборочная функция распределения (ВФР) величины v_i , но уже для $m = 7$ (см. (1)), посчитанная по предыдущим 2,5 месяцам наблюдений (что составляет 68 отсчетов). Это означает, что для вычисления значений функционалов на сегодняшний день используются последние 61 значений v_i , иными словами, скользящее окно алгоритма имеет ширину $win = 61$ торговых дней. Рассматривая величины v_i , мы уже имеем дело с детрендериванным рядом, трендом в данном случае является скользящее среднее, а ряд остатков преобразуется в v_i посредством формулы (1).

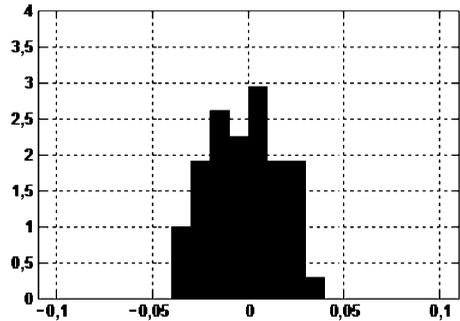
В ходе исследования было установлено, что при приближении к объекту ВФР v_i и соответствующая ей гистограмма меняют свою форму (см. рис. 4).



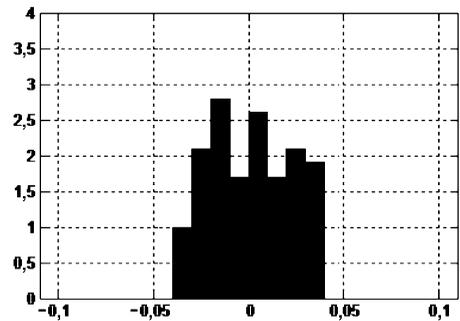
Гистограмма v_i на 18.04.1998 г.



Гистограмма v_i на 09.06.1998 г.



Гистограмма v_i на 07.07.1998 г.



Гистограмма v_i на 28.07.1998 г.

Рис. 4. Изменение формы гистограммы v_i (для $m = 20$, $win = 48$, см. (1)) перед кризисом в начале августа 1998 г. При данных значениях m и win визуальные изменения в гистограмме более заметны, при прогнозе же используются $m = 7$ и $win = 61$. Ось ординат выбрана в логарифмическом масштабе

Подобные изменения формы гистограммы имели место и для других предкризисных периодов и характеризовались следующими особенностями:

1. Смещение гистограммы в сторону отрицательных значений v_i .
2. Увеличение доли относительно более сильных отрицательных v_i .
3. «Расползание» гистограммы.

На основании этих наблюдений составляются два функционала, $F1$ и $F2$, которые следят за изменением формы ВФР. $F1$ рассчитывается по относительному числу больших отрицательных событий с учетом дисперсии ВФР и медианы:

$$F1 = \mu \cdot \frac{S1}{S0} \cdot \delta - (2 - \mu) \cdot med,$$

где $S1$ — число отрицательных v_i в выборке, абсолютная величина которых больше среднеквадратичного отклонения δ выборки, $S0$ — число отрицательных v_i (см. рис. 5), абсолютная величина которых меньше δ , med — медиана выборки, μ — весовой коэффициент, принимающий значения от 0 до 2.

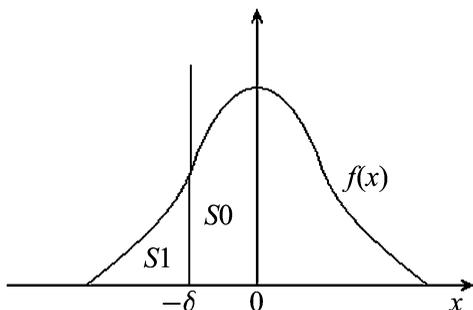


Рис. 5. Определение величин $S1$ и $S0$ на графике функции плотности ВФР $f(x)$

Отношение $\frac{S1}{S0}$ характеризует относительное число больших отрицательных событий, учитывая некоторым образом ненормальность распределения (для нормального распределения значение этого отношения должно быть около 0,46, при приближении к объекту в большинстве случаев наблюдалось увеличение этой величины до 0,6). Умножение на δ позволяет учесть «расползание» распределения и привести части функционала $F1$ к одной размерности. Медиана измеряет смещение гистограммы в область отрицательных значений v_i .

Эволюция составных частей функционала $F1$ показана на рис. 6. Как видно по рис. 6, при приближении к объекту увеличивается значение каждого функционала, но часть объектов лучше предсказы-

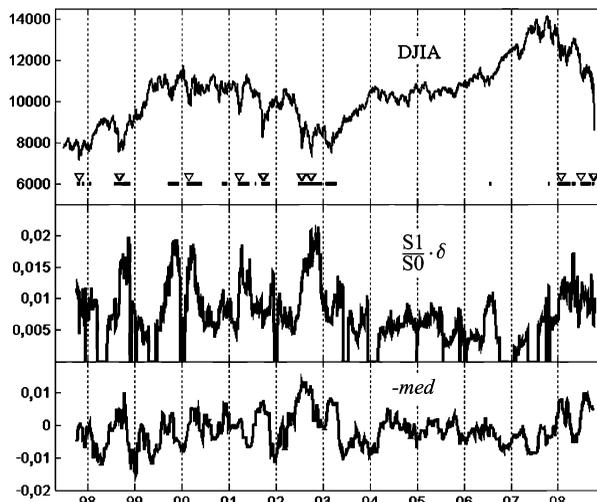


Рис. 6. Результат вычисления составных частей $F1$. На рисунке показаны значения (вертикальная ось) индекса $DfIA$ и величин $\frac{S1}{S0} \cdot \delta$ и med . По оси абсцисс отложено время. Под индексом $S0$ сплошными линиями обозначено время тревоги, правила объявления которого будут представлены ниже, и треугольниками — объекты

вается величиной $\frac{S1}{S0} \cdot \delta$, а часть величиной med , поэтому в качестве прогнозного функционала $F1$ была предложена их взвешенная сумма.

При приближении к объекту гистограмма никогда не имеет достаточно компактной формы, на основании этого вводится дополнительно функционал $F2$, чтобы ликвидировать часть ложных тревог. $F2$ корректирует работу функционала $F1$, рассчитывая ширину ВФР по квартилям (считается расстояние между перцентилями 25 и 75 %).

2.3. Объявление тревоги

По одновременному превышению заранее выбранных порогов $b1$ и $b2$ для $F1$ и $F2$, соответственно, объявляется тревога. Она длится до тех пор, пока функционалы не вернуться в «спокойное» состояние ($F1 < b1$ или $F2 < b2$) как минимум на 5 дней. Результат работы функционалов для $b1 = 0,011$ и $b2 = 0,014$, $\mu = 1,2$ можно видеть на рис. 7.

3. Оценка эффективности работы алгоритма

Все тревоги, содержащие объекты прогноза, считаются **успешными**, а не содержащие — **ложными**.

Все объекты, попавшие в тревоги, считаются **предсказанными**, а не попавшие считаются **пропусками цели**.

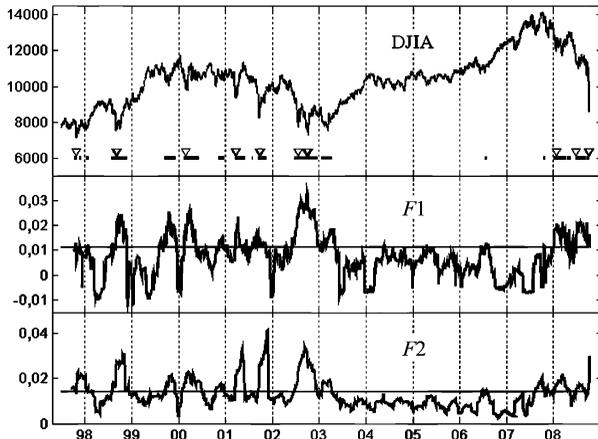


Рис. 7. Результат вычисления функционалов F_1 и F_2 . На рисунке показаны значения (вертикальная ось) индекса DJIA и функционалов F_1 и F_2 в течение всего времени (горизонтальная ось) прогноза. Под индексом сплошными линиями обозначено время тревоги и треугольниками – объекты. На графиках функционалов горизонтальными прямыми обозначены пороги b_1 и b_2 , по одновременному превышению которых объявляется тревога

Пусть N — это число объектов, N^- — число пропусков цели. Тогда определим одну из характеристик качества алгоритма как $n = \frac{N^-}{N}$. Пусть T — общее время прогноза, а T_a — суммарное время тревоги, тогда $\tau = \frac{T_a}{T}$.

Эффективность прогноза удобно оценивать по n - τ -диаграмме [3]. При $n = 1, \tau = 0$ имеем предельный случай, когда пропускаются все события при времени тревоги, равном нулю («стратегия оптимиста»), а при $n = 0, \tau = 1$ предсказываются все события при постоянной тревоге («стратегия пессимиста»). Интегральное качество прогноза при изменениях свободных параметров алгоритма можно оценить величиной $\varepsilon = \min(n + \tau)$ или, при разумных изменениях параметров, средним значением $n + \tau$. Условие $n + \tau < 1$ ($\varepsilon < 1$) соответствует нетривиальному прогнозу, и чем меньше ε , тем лучше прогноз. Для прогноза землетрясений значения ε находятся в пределах 0,32–0,5.

Данный алгоритм оказался способным предсказывать **все** объекты, согласно нашему определению (т. е. $n = 0$), величина $\tau = 0,22$ (на основном интервале при $\text{win} = 60, \mu = 1,25, b_1 = 0,0131, b_2 = 0,0143$), $n = 0$, а значит $\varepsilon = 0,22$.

Однако точечная оценка мало говорит о качестве алгоритма. Один из необходимых тестов алгоритмов прогноза — это проверка на чувствительность результатов относительно малого изменения парамет-

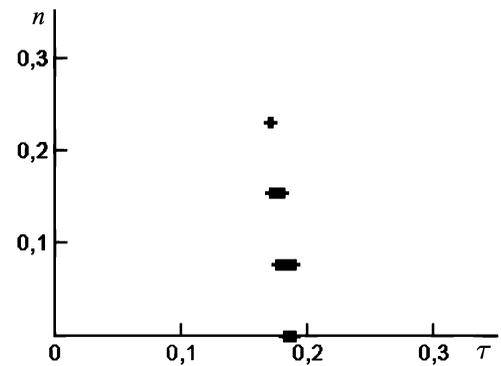
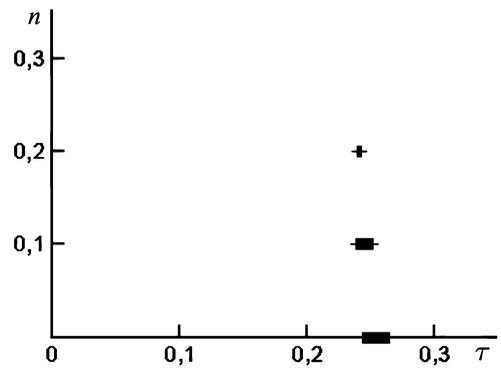


Рис. 8. n - τ -диаграмма на временном отрезке 31.12.1984–06.02.2009, справа – на отрезке 01.07.1997–10.10.2008 при изменении следующих параметров: $\text{win} = 60-62, \mu = 1,07-1,08, b_2 = 0,0138-0,0140, b_1 = 0,0103-0,0113$

ров. Другой тест — проверка результатов работы алгоритма на материале, не входящем в основной отрезок, на котором производилась настройка параметров. В качестве такого материала рассмотрим расширенный временной интервал: 31.12.1984–06.02.2009 (в отличие от основного 01.07.1997–10.10.2008). На нем появляются три новых объекта: кризис 1987 г., кризис 1991 г., связанный с войной в Персидском заливе, и последнее резкое падение индекса в 2009 г. На рис. 8 изображены n - τ -диаграммы прогнозов, выдаваемых алгоритмом, при небольшом изменении определяющих параметров.

Диаграммы демонстрируют устойчивость поведения и сохранение алгоритмом своей точности (в том числе способности определять все объекты) при тестировании на новом материале. Успешно сделано предсказание «назад» кризиса 1987 г.

Еще одним распространенным тестом для алгоритмов прогноза является эксперимент по изменению объекта. В данном случае мы исследуем зависимость $\varepsilon = \min(n + \tau)$ и η (относительного числа ложных тревог) от порога при определении сильного события (переменная barrier). Из рис. 9 видно, что

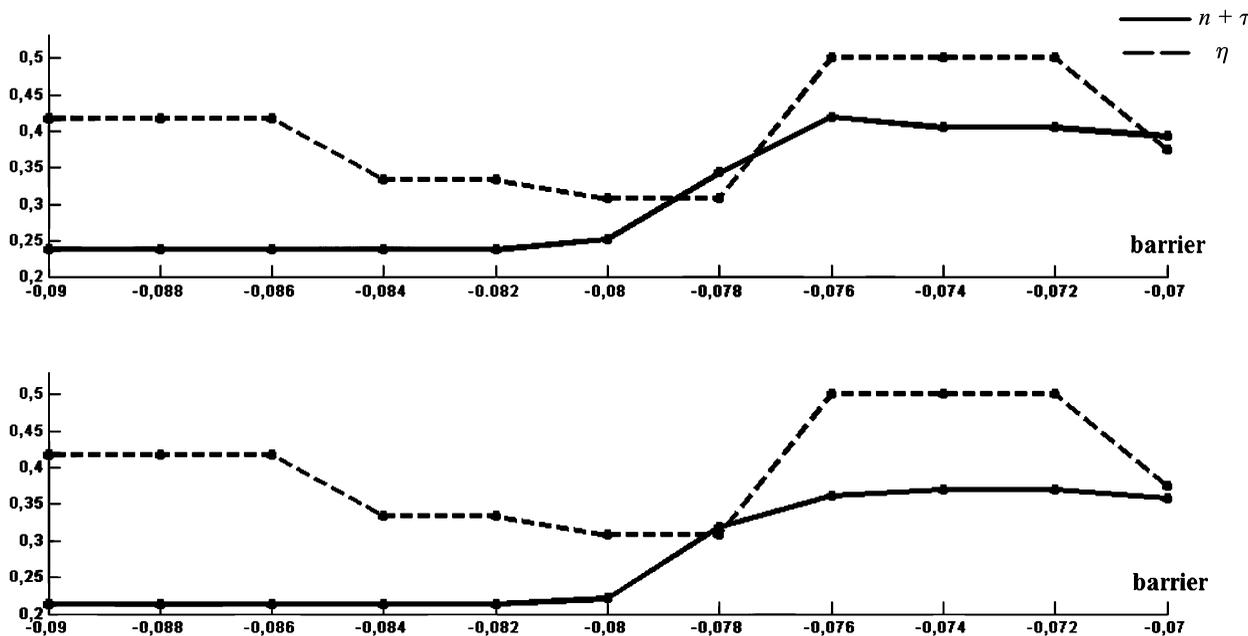


Рис. 9. Произведен расчет результатов работы алгоритма при следующей вариации параметров: порог определения объекта barrier = 0,07–0,09, $\mu = 0,9–1,8$, win = 49–72, b2 = 0,009–0,0143, b1 = 0,0075–0,0150. На рисунках отмечены $n + \tau$ и η при минимальном $n + \tau$ и η для каждого значение barrier. На верхнем графике min сначала берется по η , а затем по $n + \tau$, на нижнем – в обратной последовательности

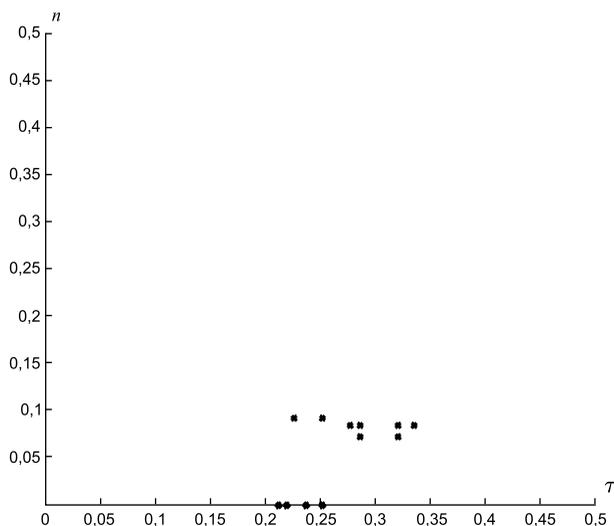


Рис. 10. Диаграмма n - τ для значений параметров алгоритма, представленных на рис. 9

значение порога события $-0,08$ является оптимальным для данного алгоритма в смысле баланса между значениями ε и η . На рис. 10 построена n - τ -диаграмма.

Этот эксперимент также не выявил зависимости успешности прогноза при изменении совместно силы предсказываемого объекта и ширины окна win, по которому строится распределения. Лучшие результаты получались для win = 61–66. Это может

говорить либо о характерном времени подготовки сильного события в такой системе, либо о том, что алгоритм лучше всего видит именно эту фазу подготовки, которая занимает около полутора месяцев, предшествующих объекту.

4. Тестирование практической применимости алгоритма

Несмотря на хорошие в математическом (вероятностном) смысле характеристики алгоритма, необходимо ответить на вопрос: является ли информация, которую дает алгоритм, ценной для участников фондового рынка. Для этого необходимо, в конечном итоге, предложить конкретную торговую стратегию и оценить ее успешность.

Главная проблема при этом — фондовый рынок имеет очень большое количество инструментов и бесконечное многообразие различных типов стратегий, при помощи которых инвесторы решают свои задачи. К тому же зачастую сложно априори учесть все транзакционные издержки или небольшую дополнительную прибыль, возникающую при выплате дивидендов, что может оказаться критическим для оценки успешности торговли. Для того чтобы результаты тестирования предложенной в данной ра-

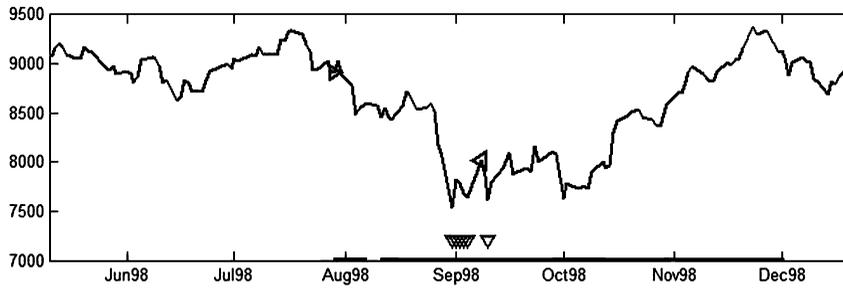


Рис. 11. Применение торговой стратегии. Треугольником, повернутым вправо, обозначена продажа активов, треугольником, повернутым влево, – покупка. На рисунке показан индекс DJIA, внизу жирной горизонтальной линией обозначено время тревоги, треугольники вниз – сильные события

боте простейшей торговой стратегии не были искажены всеми этими факторами, объектом для применения информации о надвигающемся кризисе был выбран индексный фонд DIAMONDS Trust (DIA), очень точно следующий за индексом DJIA.

Один из главных критериев успешности для инвестора — умение «переиграть» рынок, т. е. получить доходность выше той, которую дает рост всего фондового рынка в целом (или, что почти то же самое, рост индекса, который оценивает этот рынок). Исследования показывают, что на практике при долгосрочном инвестировании это удастся лишь малой доле игроков (различных фондов), причем, как правило, в разные периоды времени это разные люди, поэтому здесь очень тяжело отличить везение от профессионализма.

Как сказал Уоррен Баффет: «Для абсолютного большинства инвесторов, и институциональных, и частных, самый лучший способ держать обычные акции — это вкладывать деньги в индексные фонды, которые имеют минимальные накладные издержки. Те, кто последуют этим путем, могут быть уверены, что в конечном результате (после выплат всех взносов) получают большую доходность, чем та, которую могут обеспечить большинство профессиональных управляющих».

Таким образом, с одной стороны, цены акций DIA будут служить объектом торговли, а с другой стороны, результаты этой торговли можно эффективно сравнивать с доходностью, которую дают именно эти акции.

Как видно из рис. 11, алгоритм хорошо умеет предсказывать начало кризиса. Обладая этой информацией, можно построить простейшую стратегию «покупай дешево, продавай дорого». К сожалению, данный алгоритм ничего не может сказать относительно начала выхода из кризиса, поэтому в данной работе применяется простейший прием, который используют трейдеры: если цена после паде-

ния при повышении превысит 4-дневное скользящее среднее, то будем предполагать, что кризис окончен.

Торговая стратегия:

1. При объявлении тревоги продаем активы. В течение 14 торговых дней ничего не предпринимаем (режим «ожидания»), если не встретится объект прогноза. Если встречаем объект прогноза, то отменяем 14-дневный режим «ожидания».
2. Если мы не находимся в режиме «ожидания», мы продали свои активы, и цена превышает 4-дневное скользящее среднее на 0,12 %, покупаем активы обратно.

Для оценки успешности торговой стратегии будем сравнивать результаты с доходностью индексного фонда DIA. При этом здесь есть один важный момент. Идеальными условиями для применения стратегии «купил и держи» является период до начала финансового кризиса 2008 г. Максимум индекса был достигнут 9 октября 2007 г., эту дату и будем использовать для измерения доходности до кризиса.

Для значений параметров $win = 61$, $\mu = 1,07$, $b2 = 0,0138$, $b1 = 0,0101$ получаем следующие результаты:

Стратегия	Доходность, измеренная до начала кризиса 2008 г.		Доходность, измеренная 05.11.2008 г.	
	общая за 11 лет	в % годовых	общая за 11 лет	в % годовых
«Купил и держи»	114 %	7,1	68 %	4,77
Торговая стратегия	257 %	12,3	192 %	10,4

Таким образом, использование торговой стратегии позволяет не только значительно переиграть рынок, но и смягчить последствия финансового кризиса: потери общей прибыли за 11 лет снизились с 40 % до 25 %.

5. Основные результаты работы

В данной работе введено и обосновано формальное определение «сильного» падения финансового индекса ДЖА. При помощи методологии распознавания образов редких событий предложен алгоритм прогноза таких падений, основанный на изменении формы выборочной функции распределения детрендированного ряда цен закрытий при приближении к объекту. Алгоритм способен предсказывать все падения индекса, которые являются предметом прогноза, при этом суммарное время тревоги (времени, в течение которого ожидается наступление события) не превышает одной четвертой части рассматриваемого временного интервала, а доля ложных тревог не превышает одной трети. Для оценки практической значимости результатов предложена и оценена простейшая торговая стратегия, которая способна значительно переигрывать рынок, смягчая последствия кризисов. Проведено исследование взаимосвязи основных характеристик качества работы алгоритма. Все выполненные численные эксперименты подтверждают нетривиальность полученных результатов.

Однако окончательную оценку качества прогноза может дать только проверка алгоритма в режиме работы в реальном времени. С момента выбора значений параметров произошло три сильных падения, классифицируемых согласно нашему определению как объекты, и все они были предсказаны.

Стоит также отметить недостатки, присущие данному алгоритму. Определение кризиса, рассматриваемое в данной статье, оставляет временной зазор между моментом начала падения рынка и собственно моментом, когда фиксируется появление объекта прогноза. В небольшом числе случаев алгоритм объявляет тревогу уже во время падения рынка, но до того, как это падение превысит критический порог, что считается успешным предсказанием. Также, исходя из физических соображений, было бы естественно ожидать, что редким и крупным событиям, являющиеся предметом исследования, должна предшествовать длительная подготовка. Однако данный алгоритм не способен делать прогноз, например, за месяц до наступления события.

Данная работа была построена на знании лишь одного временного ряда цен. В будущем перспективной выглядит тема исследования той информации, которая может быть извлечена из других существенных для кризисных явлений на финансовых рынках данных, таких как объем продаж на фондовых рынках, ставки по кредитам, государственным облигациям и другие макроэкономические показатели.

Литература

1. Кузнецов И. В., Родкин М. В., Серебряков Д. В., Урядов О. Б. Иерархический подход к динамике преступности // Новое в синергетике. Новая реальность, новые проблемы, новое поколение. Часть 1. М.: Радиотехника, 2006. С. 381–396 (Сер. Фракталы. Хаос. Вероятность).
2. Мерфи Дж. Технический анализ фьючерсных рынков: теория и практика. М.: Диаграмма, 1998.
3. Молчан Г. М. Оптимальные стратегии в прогнозе землетрясений. Современные методы интерпретации сейсмологических данных // Выч. сейсмология. № 24. М.: Наука, 1991. С. 3-18.
4. Шарп У., Александер Г., Бэйли Дж. Инвестиции. М.: ИНФРА-М, 2001.
5. Gopikrishnan P., Meyer M., Amaral L. A. N., Stanley H. E. Inverse cubic law for the distribution of stock price variation // Eur. Phys. J. B. 1998. V. 3. 139–140.
6. Gurkaynak, Refet S., Econometric Tests of Asset Price Bubbles: Taking Stock // Journal of Economic Surveys. 2008. 22 (1). 166–186.
7. Johansen and Sornette D. Evaluation of the quantitative prediction of a trend reversal on the Japanese stock market in 1999 // Int. J. Mod. Phys. C. 2000. V. 11(2). 359–364.
8. Keilis-Borok VI, Soloviev AA (eds) Nonlinear Dynamics of the Lithosphere and Earthquake Prediction. Berlin–Heidelberg: Springer-Verlag, 2003.
9. Mandelbrodt, The variation of certain speculative prices // J. Bus. 1963. 67. 394–419.
10. Mantegna R. N., Stanley H. E. Scaling behavior in the dynamics of an economic index // Nature. 1995. V. 376. 46–49.
11. Mantegna R. N., Stanley H. E. An introduction to econophysics. Correlation and Complexity in Finance. Cambridge: Cambridge Univ. Press, 2000.
12. Zhou W.-X. and Sornette D. Testing the stability of the 2000 US stock market «antibubble» // Physica A. 2005. 348, 428–452.

Кудрявцев Михаил Юрьевич. Риск-аналитик НБ «Траст». Окончил МФТИ в 2009 г. Маг. ф.-м. н. Количество печатных работ: 3. Область научных интересов: моделирование и прогнозирование нестационарных временных рядов. E-mail: kmisha@email.ru