

Проверка возможности предсказания кризисов на финансовом рынке с помощью метода Д. Сорнетте

О. В. Уренцов

Модель логопериодических колебаний

В современной литературе быстро растет число работ, посвященных предсказанию финансовых кризисов. В этом ряду довольно широкую популярность получила монография Д. Сорнетте. Его метод основан на анализе закономерности движения рыночных цен на товарных и фондовых рынках перед крахом. По мнению Сорнетте, перед крахом цена испытывает степенной рост, осложненный логопериодическими колебаниями, сходящимися к бесконечности в критической точке, где вероятность краха $P_{cr} < 1$ достигает максимальной величины.

Для прогнозирования возможного краха Сорнетте предлагает постоянно анализировать рыночные данные (временные ряды) на предмет обнаружения в них колебательных степенных закономерностей. Фактически он предлагает регулярную проверку того, «ложатся» ли зарегистрированные рыночные значения на некую параметрическую кривую, параметры которой необходимо определить. Затем полученную параметрическую кривую следует использовать для расчета критической точки, определяющей начало кризиса.

Конкретный набор параметров определяет ту или иную модель предсказания кризиса на фондовом рынке. В работе Сорнетте рассматриваются три модели:

- 1) «классическая» степенная модель;
- 2) степенная модель, учитывающая линейные логопериодические колебания;
- 3) степенная модель, учитывающая нелинейные логопериодические колебания.

Самому Сорнетте принадлежат вторая и третья модели. Разработаны они были с целью устранения недостатков «классической» степенной модели, не учитывающей логопериодические колебания. Предметом исследования данной работы является первая модель Сорнетте — степенная модель, учитывающая линейные логопериодические колебания. Для того, чтобы объяснить этот выбор, кратко рассмотрим особенности всех трех моделей.

«Классическая» степенная модель

Рассмотрим «классическую» степенную модель и недостатки, которые побудили Сорнетте заняться ее совершенствованием. В основе этой модели лежит степенной рост цены перед критической точкой, описываемый следующей формулой:

$$p(t) = A + \frac{B}{(t_c - t)^\beta},$$

где $\beta > 0$, $t \in [0; t_c)$, $B > 0$, t_c - критический момент времени.

Или в терминах логарифма цены:

$$\log[p(t)] = A + \frac{B}{(t_c - t)^\beta}.$$

Здесь коэффициент A является неким базовым уровнем цены, на основании которого развивается степенной рост. Коэффициент B является множителем при слагаемом степенного роста и определяет степень растянутости степенного закона относительно оси цены.

Коэффициент β определяет скорость степенного роста. Согласно модели Сорнетте, универсальность его для различных двух кризисов на различных рынках не является обязательной. Не является она также обязательной для двух кризисов, произошедших на одном рынке.

Данная математическая модель описывает основную тенденцию поведения цены. По мнению Сорнетте, если с помощью этой модели пытаться найти момент краха t_c , то будет заметна его сильная зависимость от последних значений цены, наиболее близких к критической точке. Иными словами, информация о критическом времени в основном сконцентрирована в последних точках наблюдения, а интервал времени прогноза на основе такой модели является весьма коротким. Кроме того на практике такое предсказание затруднено наличием шумов. Поэтому Сорнетте,

основываясь на своих эмпирических наблюдениях, полагает, что «классическая» степенная модель должна быть модернизирована добавлением в нее логопериодических осцилляций.

Степенная модель, учитывающая линейные логопериодические колебания (первая модель Сорнетте)

В этой модели результирующая формула для движения цены выглядит следующим образом:

$$p(t) = A + \frac{B}{(t_c - t)^\beta} \{1 + C \cos[\omega \log(t_c - t) + \varphi]\}.$$

Добавление в модель логопериодических осцилляций позволяет точнее определить тенденцию даже при наличии рыночных шумов. Горизонт прогнозирования для нее значительно больше, чем в исходной степенной модели, поскольку информация о критическом времени теперь находится в самих логопериодических осцилляциях. Суть дела заключается в том, что, по мнению Сорнетте, эти осцилляции имеют самоподобную структуру относительно критической точки, т. е. структура этих осцилляций одинакова для интервалов разных длин, содержащих критическую точку.

Иными словами, согласно Сорнетте, все кризисы имеют в качестве предвестников участки рыночных данных, содержащие логопериодические колебания, причем параметры данных логопериодических колебаний позволяют оценить момент возникновения краха. Модель подходит для использования на средних горизонтах прогнозирования, а именно порядка двух лет.

По существу, идея Сорнетте заключается в том, что с учетом логопериодических колебаний мы принимаем во внимание гораздо большее количество данных, накопленное за относительно большой период времени. Кроме того, эти данные взаимосвязаны и позволяют заключить, что кризис зарождается задолго до своего катастрофического проявления. В итоге качество прогноза становится лучше.

Степенная модель, учитывающая нелинейные логопериодические колебания (вторая модель Сорнетте)

Сорнетте предложил еще одну модификацию степенной модели, на этот раз для более долгосрочного прогнозирования. Приведем ее вариант для логарифма цены.

$$\log[p(t)] = A + B \frac{(t_c - t)^\beta}{\sqrt{1 + \left(\frac{t_c - t}{\Delta_t}\right)^{2\beta}}} \left\{ 1 + C \cos \left[\omega \log(t_c - t) + \frac{\Delta_\omega}{2\beta} \log \left(1 + \left(\frac{t_c - t}{\Delta_t}\right)^{2\beta} \right) \right] \right\}.$$

В этой модели в левой части уравнения для аппроксимации рыночных значений Д. Сорнетте использует только логарифм цены $\log[p(t)]$. По-видимому, это связано с тем, что логарифм лучше описывает движение цены на длинных интервалах времени.

Возвращаясь к объяснению выбора предмета нашего исследования, следует сказать, что вторая модель Сорнетте является по существу развитием первой модели, и поэтому разумным является остановиться на исследовании базовой модели.

Самоподобность логопериодических колебаний

Как отмечено выше, основная идея, лежащая в основе модели Сорнетте, заключается в том, что логопериодические колебания, налагаемые на степенную модель, создают самоподобную иерархическую структуру относительно критической точки на оси времени. Остановимся на этом несколько подробнее.

Иерархия временной шкалы определяется положительным локальным максимумом функции $p(t)$ в случае, когда логопериодическими колебаниями описывается цена.

Все локальные экстремумы, представляющие собой чередование максимумов и минимумов, задаются следующей последовательностью:

$$t_c - t_m = D\lambda^m, \quad m \in Z \quad (\text{целое число}),$$

где

$$D = \exp \left(\frac{\gamma - \varphi \pm \arccos \left(-\frac{c}{\sqrt{a^2 + b^2}} \right)}{\omega} \right),$$

где γ такое, что

$$\begin{cases} \sin \gamma = \frac{a}{\sqrt{a^2 + b^2}} \\ \cos \gamma = \frac{b}{\sqrt{a^2 + b^2}} \end{cases}, \quad \text{а } a = -C \cdot \omega, \quad b = \beta \cdot C, \quad c = \beta$$

и

$$\lambda = \exp\left(\frac{2\pi}{\omega}\right).$$

Знак « \pm » означает, что существуют одновременно две серии решений — одна с плюсом, а другая — с минусом. Эти две серии абсолютно одинаково зависят от числа m , однако различаются коэффициентом D при экспоненте. Можно показать, что одна серия представляет собой максимумы, а другая — минимумы функции $\log[p(t)]$.

Как видим, расстояние между n -м максимумом (минимумом) и критической точкой стремится к нулю $t_m \rightarrow t_c$ при $m \rightarrow -\infty$. Удобнее будет переписать этот факт следующим образом:

$$t_c - t_n = D\lambda^{-n},$$

перейдя к новому индексу $n = -m$. Тогда мы получим, что $t_n \rightarrow t_c$ при $n \rightarrow +\infty$.

Используя получившееся соотношение, мы можем, зная три момента времени, когда функция достигает максимума, либо три момента времени, когда функция достигает минимума, посчитать значение критического времени t_c , определяющего дату прогнозируемого кризиса. В случае, когда эти точки последовательны, мы получаем следующее выражение для нахождения t_c :

$$t_c = \frac{t_{n+1}^2 - t_{n+2}t_n}{2t_{n+1} - t_n - t_{n+2}}.$$

Используя знание о соотношении точек экстремумов, можно получить выражение для последующего экстремума, зная три предыдущих. Выражение будет выглядеть следующим образом:

$$t_{n+3} = \frac{t_{n+1}^2 + t_{n+2}^2 - t_n t_{n+2} - t_{n+1} t_{n+2}}{t_{n+1} - t_n}.$$

Таким образом, логопериодические колебания несут в себе информацию о дальнейшем своем развитии, а также информацию о критической точке. В случае существования данных колебаний перед кризисами возникает возможность прогнозирования соответствующих им моментов времени.

С целью проверки действенности степенной модели, учитывающей линейные логопериодические колебания, для предсказания кризисов на финансовом рынке, автором этой статьи был написан вычислительный алгоритм, позволяющий обрабатывать большие массивы данных в соответствии с методом Сорнетте. В качестве данных для проверки работоспособности метода были выбраны реальные протяженные ретроспективные рыночные данные, содержащие моменты крупных обвалов.

В качестве критериев оценки практической применимости были выбраны следующие признаки:

- Перед моментами крахов должны быть выявлены четкие и достаточно близкие к рыночным данным логопериодические зависимости, которые могли бы быть расценены исследователем, использующим метод Д. Сорнетте как индикаторы приближения обвала.
- Прогноз момента кризиса, вытекающий из построенной логопериодической зависимости, должен быть в достаточной степени близок к действительному значению момента кризиса.

Реализация метода в вычислительном алгоритме

Задачей, которую предстоит решить на пути достижения заявленной цели, является поиск всех участков на графике рыночных данных, поведение индекса на которых может быть описано линейной логопериодической зависимостью. Мерой согласования является сумма квадратов отклонений точек рыночных данных и соответствующих им по времени точек логопериодических колебаний, поэтому она является главным объектом исследования. Ее поведение в пространстве коэффициентов логопериодических функций определяет сложность задачи и выбор инструментов решения.

Можно показать, что сумма квадратов отклонений двух рядов данных является непрерывно дифференцируемой функцией в области определения линейной логопериодической функции. Этот факт мог бы позволить использовать аналитический инструментарий для расчета экстремумов рассматриваемой суммы квадратов отклонений с последующим поиском точных минимумов функции. Однако соответствующая система нелинейных

уравнений для расчета стационарных точек функции оказывается очень сложной для аналитического разрешения.

В условиях трудностей с аналитическим разрешением задачи поиска логопериодических колебаний на отрезке для проверки возможности предсказания кризисов на фондовом рынке с помощью модели логопериодических колебаний необходимо иметь инструмент их построения, основанный на численных методах, который бы не зависел от прихоти исследователя и помог бы беспристрастно судить о наличии или отсутствии таких колебаний в ряду рыночных данных. С этой целью автором статьи был построен и реализован в среде программирования соответствующий алгоритм, позволяющий проводить вычисления с любыми рыночными данными. Остановимся подробнее на его устройстве и практических особенностях использования.

Устройство алгоритма

Информация о непрерывной дифференцируемости суммы квадратов отклонений по параметрам логопериодической функции, позволяет обойти проблему аналитической разрешимости данной задачи с помощью численных методов, поскольку благодаря этому свойству при достаточной густоте сетки в пространстве коэффициентов логопериодической функции возможно нахождение с заранее определенной погрешностью точек минимума функции суммы квадратов отклонений.

Поскольку рыночные данные должны содержать логопериодические осцилляции только на ограниченном количестве временных интервалов, а именно на интервалах, находящихся непосредственно перед крахами, а также на интервалах перед критическими точками, где крахи могли потенциально произойти, но не произошли, возможно постепенное исследования входящего массива данных на предмет наличия логопериодической зависимости путем разбиения всех имеющихся рыночных данных на всевозможные интервалы. Для каждого выбранного интервала можно проводить исследование на наличие на нем логопериодических колебаний, что сводится к подбору параметров модели логопериодических колебаний.

Для модели линейных логопериодических колебаний Д. Сорнетте предлагает разбить параметры модели на 2 группы. Первая группа — это коэффициенты A , B , входящие в модель линейно, а вторая группа — это параметры t_c , β , C , ω , φ . Для качества подгонки модели предлагается использовать критерий, являющийся суммой квадратов отклонений подгоночной кривой и реальных данных. Чем меньше сумма квадратов отклонений, тем лучшей считается подгонка.

Для целей подбора параметров Д. Сорнетте предлагает фиксировать вторую группу параметров, а затем производить оптимизацию методом наименьших квадратов по параметрам первой группы, таким образом, получая для любого фиксированного набора значений параметров второй группы $\{t_c, \beta, C, \omega, \varphi\} = \text{fix}$ набор оптимальных параметров первой группы $\{A^*, B^*\}_{\{t_c, \beta, C, \omega, \varphi\} = \text{fix}}$ и оптимальное значение суммы квадратов отклонений $D_{\{t_c, \beta, C, \omega, \varphi\} = \text{fix}}$. Для того чтобы оптимизация была по всевозможным значениям параметров, то есть также по $\{t_c, \beta, C, \omega, \varphi\}$, Сорнетте предложил построить на области определения этих значений сетку и проводить оптимизацию по ней. Из рассчитанных для каждой пятерки параметров второй группы значений квадратов отклонений следует выбрать локальные минимумы на сетке и затем найти среди них глобальный минимум. Найдя глобальный минимум, исследователь будет иметь в распоряжении пятерку параметров второй группы $\{t_c^*, \beta^*, C^*, \omega^*, \varphi^*\}$, двойку оптимальных параметров первой группы, рассчитанную именно для этой пятерки $\{A^*, B^*\}_{\{t_c^*, \beta^*, C^*, \omega^*, \varphi^*\}}$, а также значение суммы квадратов отклонений подгоночной кривой и реальных данных $D_{\{t_c^*, \beta^*, C^*, \omega^*, \varphi^*\}}$.

Последующая обработка результатов работы алгоритма

Результатом работы алгоритма являются данные обо всех участках исторических данных, где наблюдается наличие логопериодической зависимости. Эти данные содержат в себе начальную точку участка, конечную точку участка, параметры логопериодической зависимости и величину отклонения реальных данных от логопериодической зависимости.

Из полученных участков должны быть отсеяны те из них, которые являются побочным результатом работы алгоритма. Критериями отбора искомым участкам являются соответствие построенных на них зависимостей признакам логопериодических функций-предвестников крахов, сформулированных Д. Сорнетте, точность аппроксимации поведения рыночных данных на исследуемом участке, информативность функции, близость продолжения функции от конца исследуемого участка до точки кризиса к дальнейшему движению рыночных данных, точность предсказания момента обвала. Отсев необходимо произвести вручную, работая персонально с ка-

ждой выявленной логопериодической зависимостью, поскольку критерии являются плохо алгоритмируемыми.

Признаками логопериодических функций-предвестников крахов, согласно Д. Сорнетте, являются наличие степенного направленного вверх тренда, учащающиеся логопериодические колебания с увеличивающейся амплитудой и стремление значения функции к бесконечности при приближении к точке кризиса. Логопериодические зависимости, не соответствующие этим признакам, не могут считаться предвестниками кризисов.

Под информативностью логопериодической аппроксимации на участке в данном случае понимается наличие полноты отражения ею движения рыночных данных. Не обладающая информативностью аппроксимация обычно улавливает общий тренд, имея невыразительное поведение и не учитывая, например, частых колебаний рыночных данных на заданном участке и на заданном масштабе исследования, или, наоборот, содержит частые колебания, которые пытаются аппроксимировать бессистемное движение цены на интервале. Информативность вселяет уверенность в закономерности построенной зависимости, уверенность в том, что она не является побочным результатом работы алгоритма.

Часто бывает, что на одном масштабе исследования более длинные участки являются более информативными, так как содержат осцилляции в то время, когда короткие участки могут их вообще не содержать.

Среди аппроксимаций, рассчитанных при одном и том же наборе глобальных параметров предпочтение должно отдаваться аппроксимациям с большей точностью соответствия реальным рыночным данным. В качестве критерия такого сравнения следует использовать сумму квадратов отклонений реальных данных от построенной логопериодической зависимости, приходящуюся на одну точку исследуемого участка. Это обусловлено тем, что данная сумма является большей величиной для более длинных участков, чем для более коротких участков при одинаковости разброса рыночных данных.

Для того чтобы наглядно можно было судить о пригодности логопериодической зависимости, на графике рыночных данных, кроме самого участка с логопериодической зависимостью, необходимо изобразить также его продолжение до критической точки, а также степенную направляющую.

Критический анализ результатов исследования

Результаты поиска логопериодических осцилляций позволяют смоделировать процесс анализа рыночных данных абстрактным исследова-

телем при условии известности для него только ограниченного интервала рыночных котировок, а именно до момента времени анализа. Иначе говоря, абстрактный исследователь может оперировать рыночными данными расположенными левее текущего времени анализа, не имея возможности заглянуть в будущее. В каждый момент времени он при помощи описанного алгоритма анализирует рыночные данные на предмет существования в прошлом логопериодических осцилляций в надежде предсказать с помощью них обвал котировок в будущем. При этом исследователь отбрасывает логопериодические зависимости, не удовлетворяющие описанным выше критериям выбора, и использует подходящие логопериодические зависимости.

Используя описанный выше способ построения процесса анализа рыночных данных абстрактным исследователем, можно провести оценку возможности предсказания кризисов на финансовом рынке. Как уже было описано выше, в качестве критериев работоспособности модели должны служить наличие четких и хорошо согласующихся с реальными данными логопериодических колебаний перед моментом кризиса, а также приемлемое предсказание момента кризиса.

Построение рыночных данных в логарифмических координатах с центровкой на моменте кризиса в качестве вспомогательного средства проверки наличия логопериодических колебаний

Логопериодические осцилляции обладают тем свойством, что если их изобразить в логарифмических координатах, то при значениях текущего времени достаточно близких к критической точке график принимает вид функции, имеющей глобальный линейный тренд, осложненный равномерными периодическими колебаниями. Действительно, логопериодические осцилляции Сорнетте выражаются следующей формулой:

$$p = A + \frac{B}{(t_{cr} - t)^\beta} \left\{ 1 + C \cos(\omega \log(t_{cr} - t) + \varphi) \right\}.$$

Взяв логарифм от правой и левой частей будем иметь следующее выражение:

$$\log p = \log \left(A + \frac{B}{(t_{cr} - t)^\beta} \left\{ 1 + C \cos(\omega \log(t_{cr} - t) + \varphi) \right\} \right).$$

При $t \rightarrow t_{cr}$ будем иметь

$$\begin{aligned} \log \left(A + \frac{B}{(t_{cr} - t)^\beta} \left\{ 1 + C \cos(\omega \log(t_{cr} - t) + \varphi) \right\} \right) &\approx \\ &\approx \log \left(\frac{B}{(t_{cr} - t)^\beta} \left\{ 1 + C \cos(\omega \log(t_{cr} - t) + \varphi) \right\} \right) = \\ &= \log \left(\frac{B}{(t_{cr} - t)^\beta} \right) + \log \left\{ 1 + C \cos(\omega \log(t_{cr} - t) + \varphi) \right\} = \\ &= \log B - \beta \log(t_{cr} - t) + \log \left\{ 1 + C \cos(\omega \log(t_{cr} - t) + \varphi) \right\}. \end{aligned}$$

Сделаем замену переменной $y = \log p$, $x = \log(t_{cr} - t)$, получим

$$y \approx \text{const} - \beta x + \log \left\{ 1 + C \cos(\omega x + \varphi) \right\} \quad \text{при } t \rightarrow t_{cr}.$$

Причем отсюда сразу вытекает ограничение $|C| \leq 1$, иначе функция будет неопределенна в некоторых точках области построения.

Таким образом, при выполнении этого условия функция логопериодических колебаний Сорнетте в логарифмических координатах представляет собой сумму линейной функции с коэффициентом наклона, равным коэффициенту β , и логарифма периодической функции $\log \left\{ 1 + C \cos(\omega x + \varphi) \right\}$, который поэтому тоже является периодической функцией.

Согласно гипотезе Сорнетте, каждый кризис должен предвшаться логопериодическим движением цены. Поэтому, если построить график рыночных данных в логарифмических координатах, то перед точкой кризиса рыночные данные должны иметь линейный тренд, осложненный периодическими колебаниями. Наличие такого поведения рыночных данных вблизи точки кризиса будет говорить в пользу гипотезы Сорнетте, наличие же иного поведения будет свидетельствовать о нарушении гипотезы.

Результаты анализа индекса Dow Jones Industrial Average за период с 1990 по 2008 год

Для проверки предсказательной способности были использованы данные рыночного индекса Dow Jones Industrial Average, который является



График 1

старейшим среди существующих американских рыночных индексов. Этот индекс был создан для отслеживания развития промышленной составляющей американских фондовых рынков.

Индекс охватывает 30 крупнейших компаний США. В случае дробления и консолидации акций индекс соответствующим образом изменяется, чтобы сохранялась сопоставимость значений индекса в различные моменты времени. Устройство индекса Dow Jones позволяет ассоциировать поведение его значения с состоянием рынка не только США, но всего мира, поскольку экономики стран мира тесно связаны с экономикой Соединенных Штатов Америки. Этот факт, в свою очередь, позволяет использовать индекс для проверки работоспособности гипотезы Д. Сорнетте.

Ниже приведены графики наиболее четких логопериодических колебаний, которые были выявлены с помощью алгоритма. На горизонтальной оси отложены порядковые номера дней наблюдения, причем в нумерацию включены также выходные и праздничные дни, когда на финансовых рынках торги не проводились. Вдоль вертикальной шкалы отложены соответствующие значения индекса Dow Jones — они изображены красными точками. Кривая 2 представляет собой выявленные логопериодические колебания, соответствующие параметры которых приведены над осью вре-



График 2

мени. Кривая 3 представляет собой продолжение выявленных логопериодических колебаний до точки потенциального кризиса.

Изображенные на первом графике логопериодические колебания, хотя и имеют достаточно большое количество экстремумов, в начале выявленного интервала аппроксимируют участок рыночных данных, на котором индекс имеет в среднем слабый рост, осложненный множеством небольших отклонений индекса, которые не имеют четко выраженной колебательной структуры. Это вызывает сомнения в том, что построенные логопериодические колебания на самом деле существуют на данном участке рыночных данных. Возможно, имеет место побочный эффект работы алгоритма.

Логопериодические колебания на втором графике имеют достаточно большую протяженность и большое количество экстремумов, к тому же имеется большое согласие между движением рыночных данных и построенных логопериодических колебаний. Этот факт наводит на мысль о правдоподобности движения рыночных данных согласно логопериодическому закону на данном интервале. Значение времени обвала, предсказываемое моделью Д. Сорнетте в данном случае, равно 3155. По календарю он соответствует примерно июню 1998 г.

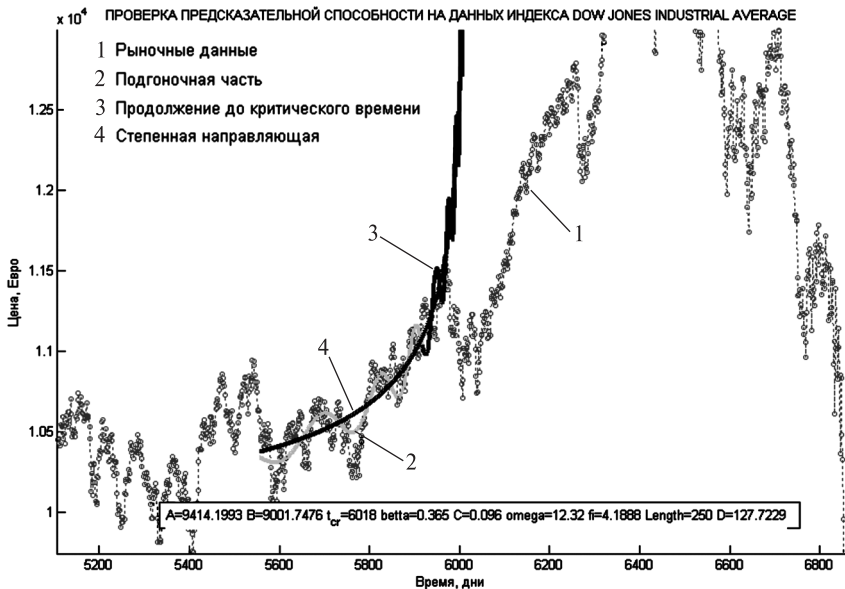


График 3

Поблизости от данного значения действительно находится момент обвала цены, но он является достаточно коротким и не очень большим по величине, затем он вскоре сменяется бурным ростом. Такой обвал, вряд ли можно назвать финансовым кризисом.

Третий график содержит относительно короткую логопериодическую зависимость, обладающую, однако, значительным количеством экстремумов. Рыночные данные и логопериодические колебания в данном случае хорошо согласуются друг с другом, что повышает уверенность в закономерности построения. Время обвала индекса, согласно найденной зависимости, равняется 6018 (март 2006 г.).

В окрестности предсказанной точки действительно существует реальный обвал индекса, но он происходит раньше на несколько десятков дней, его продолжительность составляет около 100 дней, а величина порядка 5–10 %. Поэтому этот обвал нельзя назвать финансовым кризисом.

Логопериодическая зависимость, изображенная на четвертом графике, очень напоминает зависимость, изображенную на третьем графике, однако предсказываемый ею момент кризиса, равный 6048, еще больше отстоит вправо от реальной точки обвала. Выводы, сделанные по отношению к предыдущей логопериодической зависимости, справедливы и в этом случае.

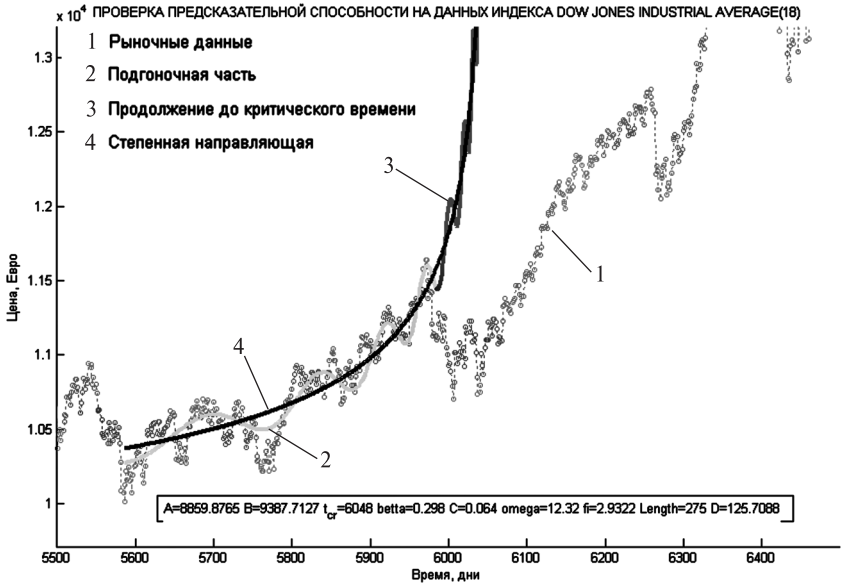


График 4

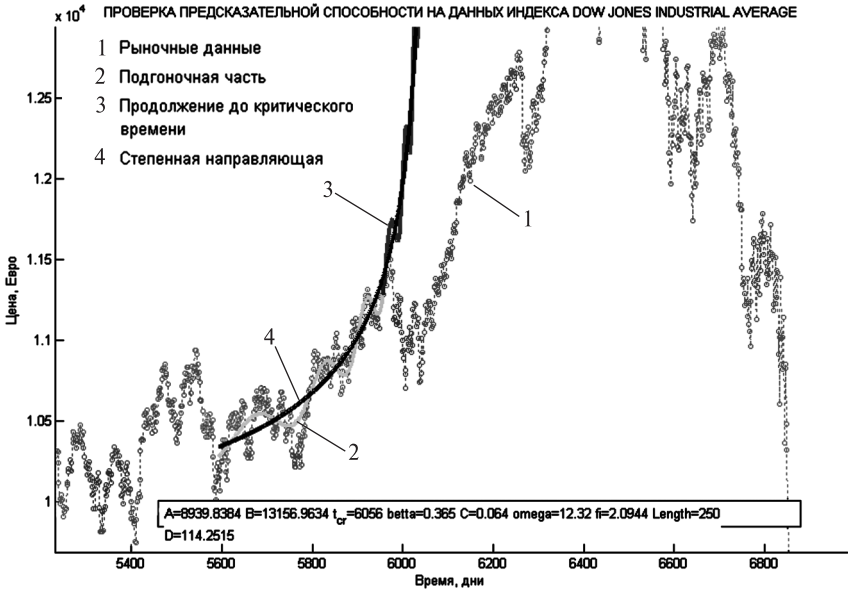


График 5

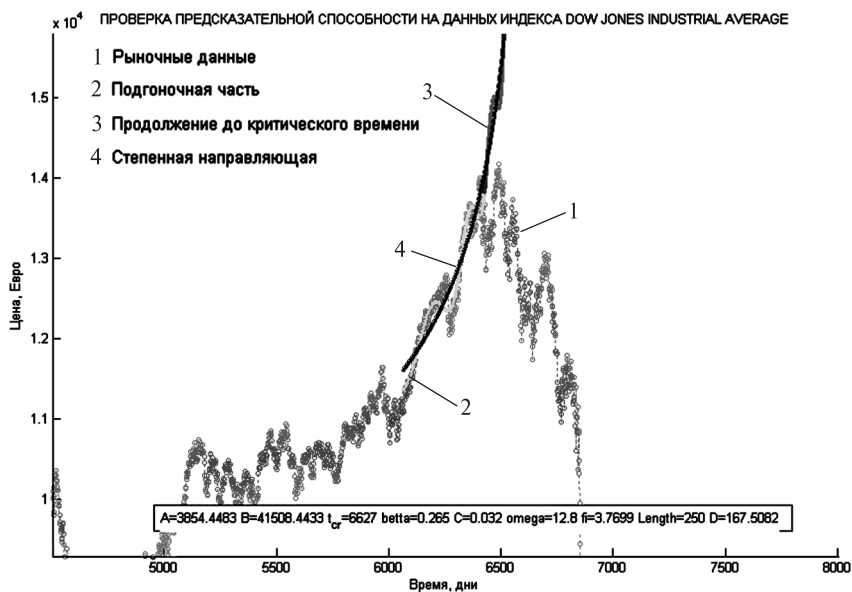


График 6

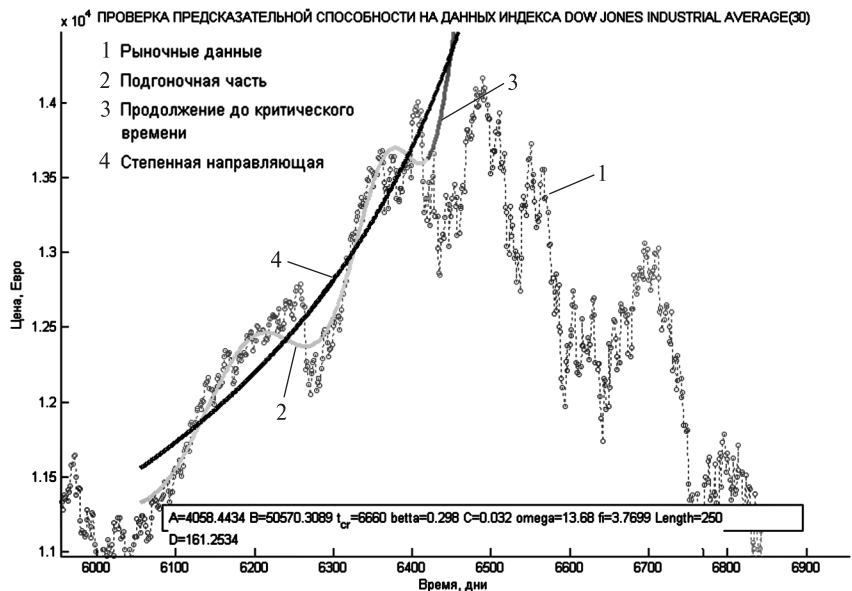


График 7

Пятый график содержит логопериодические колебания, подобные двум приведенным выше, поэтому все выводы остаются аналогичными.

На графиках 6 и 7 изображены похожие друг на друга логопериодические колебания, о чем свидетельствует также похожесть их параметров. Изображенные зависимости являются короткими и содержащими сравнительно малое количество экстремумов, что вносит определенные сомнения в утверждение о существовании логопериодических зависимостей на данном участке. Прогнозное время кризиса равняется 6627 (февраль 2008 г.).

Реальному моменту начала кризиса соответствует октябрь 2007 г. На момент окончания приведенного ряда рыночных данных (октябрь 2008 г.) падение индекса достигло 40 %, и рынок все еще не достиг равновесного состояния. Таким образом, величина обвала и длительность кризиса велики, и нет сомнения, что мы имеем дело с крупным финансовым кризисом.

Исследователь, который даст в данном случае антикризисные рекомендации, безусловно, увеличит свой авторитет среди клиентов, но ему будет трудно принять решение в пользу приближения кризиса, поскольку логопериодические колебания, выявленные перед кризисом, имеют мало экстремумов и их обнаружение может носить побочный характер.

К седьмому графику относятся все рассуждения, проведенные относительно шестого графика.

Выводы

Результаты проведенной работы показывают, что бывают ситуации, когда перед сильным финансовым кризисом могут отсутствовать четкие и уверенные логопериодические колебания, обладающие достаточным количеством экстремумов и хорошо согласующиеся с движением рыночных данных. Могут быть выявлены логопериодические колебания, которые очевидно являются побочным результатом работы алгоритма. Обнаружено существование четких и уверенных логопериодических колебаний с достаточно большим количеством экстремумов, которые не предшествуют какому-либо серьезному кризису. Вместе с тем они предшествуют относительно небольшим и обычно краткосрочным обвалам индекса.

Из полученных результатов анализа данных индекса Dow Jones Industrial Average с начала 1990 по октябрь 2008 г. можно сделать вывод, что главное утверждение гипотезы Д. Сорнетте о том, что каждому финансовому кризису предшествует участок, движение рыночных данных на котором достаточно хорошо может быть описано уверенными логопериодическими колебаниями с достаточно большим количеством экстремумов, ока-

зывается в общем случае неверным. Вместе с тем тот факт, что перед кризисом октября 2007 г. все же существует логопериодическая зависимость, хоть и обладающая небольшим количеством экстремумов, а также факт существования уверенных логопериодических колебаний перед некоторыми относительно небольшими обвалами порядка 10 %–15 %, делают метод Сорнетте частично пригодным.

На основании проведенного исследования нельзя однозначно подтвердить тезис Сорнетте о том, что каждому кризису соответствуют уверенные логопериодические колебания. Вопрос о возможности использования метода логопериодических колебаний в качестве инструмента предсказания обвалов индекса, срабатывающего, может быть, с некой вероятностью, остается *открытым* и может быть разрешен только путем проведения дополнительных испытаний метода на иных временных периодах и на иных фондовых индексах.

Далее, при использовании численных методов неизбежно приходится заменять непрерывную задачу дискретной, что сопровождается потерей информации. Как следствие, могут быть потеряны некоторые из решений аналитической задачи поиска минимумов функции суммы квадратов отклонений реальных рыночных данных на интервале от построенной логопериодической зависимости. В дополнение к этому ни один из минимумов не может быть определен абсолютно точно из-за ограниченности возможностей построения бесконечно густой сетки, или использования бесконечно малого шага итерации. Исследование точности их нахождения и частоты потери некоторых из них зависит от сложно устроенной функции суммы квадратов отклонений и будет являться предметом дальнейших исследований данного метода.

Литература

Сорнетте Д. Как предсказывать крахи финансовых рынков. М.: Интернет-Трейдинг, 2003.