

12. Мачин К.А. Методология и инструментальное обеспечение анализа и оценки возможностей экономической адаптации и устойчивого развития промышленного предприятия

// Экономический анализ: теория и практика. 2015. № 1 (400). С.41-53.

УДК 519.86:330.4:51-77

РАЗВИТИЕ И ПРИМЕНЕНИЕ КЛАССИЧЕСКОЙ АДАПТИВНОЙ МОДЕЛИ БРАУНА ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ДЕНЕЖНЫХ ПОТОКОВ НА РОССИЙСКИХ ПРЕДПРИЯТИЯХ

*Подгорнова Наталья Алексеевна (podgornova-natalia@mail.ru)
ФГБОУ ВО «Рязанский государственный радиотехнический университет»*

В статье рассматривается развитие и применение адаптивного метода прогнозирования потоков денежных средств предприятия с различными подходами и в качестве базы прогнозирования используются методы нелинейной динамики для анализа и предварительной обработки данных для повышения точности прогноза.

Ключевые слова: остатки денежных средств, прогнозирование денежных потоков, модель прогнозирования Брауна.

Возрастающая динамичность рынка и производственных процессов привела к созданию в последние десятилетия множества методов и методик прогнозирования экономических процессов. В настоящее время известно уже более ста методов прогнозирования, в связи с чем перед специалистами возникает задача выбора методов, которые давали бы адекватные прогнозы для изучаемых процессов или систем, что определяет актуальность проблемы обоснования метода, применяемого для решения конкретной задачи. Применительно к решаемой в настоящей работе задаче актуальность обоснования метода прогнозирования усиливается принципиальным значением обоснованности прогноза притоков и оттоков денежных средств для управления остатком денежных средств (ОДС) и ограниченностью практического опыта использования для этих целей различных методов прогнозирования. Это превращает процесс обоснования метода и формирования инструментария прогнозирования денежных потоков в один из ключевых вопросов совершенствования планирования ОДС предприятий.

Реальный процесс протекает в изменяющихся условиях. На временной ряд, представляющий этот процесс, воздействуют в разное время различные факторы внешней среды: одни из них по тем или иным причинам ослабляют свое влияние, другие — увеличивают. Модель должна адаптироваться к ряду. Поскольку чаще всего рассматриваются нестационарные ряды, то модель всегда будет находиться в движении. Адаптация в таких моделях обеспечивается небольшими дискретными сдвигами. В основе процедуры адаптации лежит метод проб и ошибок.

Задача использования экстраполяционного моделирования дополнительно к экспертному анализу состоит в определении вероятных значений ежедневных притоков и значений требуемых платежей (оттоков), не соответствующих

этим ожиданиям менеджеров, т.е. отличных от значений платежного календаря.

Базовыми адаптивными моделями являются модель Брауна, модель Хольта и модель авторегрессии. В основе первых двух моделей лежит схема скользящего среднего, третья основана на схеме авторегрессии.

Ключевое значение в эффективности использования метода экспоненциального сглаживания имеет обоснование оптимального значения параметра сглаживания α , поскольку он определяет коэффициенты модели, а следовательно, и точность прогноза. Известны два основных соотношения, позволяющие найти приближенную оценку α : соотношение Брауна и соотношение Мейера. Но эти соотношения предполагают наличие бесконечно длинных рядов без учета их автокорреляции наблюдений. Главным ограничением их практического использования является сохранение основного противоречия параметра сглаживания: с уменьшением α уменьшается среднеквадратическое отклонение расчетных значений от фактических, но возрастает ошибка начальных условий. Поэтому мы считаем возможным в условиях компьютерной реализации использование метода перебора значений α и выбора оптимального по минимуму отклонений прогнозного значения от расчетного для периода один или пять дней. Отметим также, что, поскольку для определения начальных параметров моделирования используется метод наименьших квадратов, то присущие ему недостатки (соответствие исходной выборки ряду предпосылок, жесткая фиксация тренда и др.) в определенной степени переносятся на адаптивные модели.

К числу методов, обеспечивающих наиболее достоверные значения денежных потоков в краткосрочном периоде, относится рассматриваемый далее метод экспоненциального сглаживания (модель Брауна). Существенное влияние на точность прогнозных оценок притоков и оттоков денежных средств имеет «долговре-

менная память», которой обладают финансовые потоки предприятия. Наличие циклической компоненты может нести существенную информацию для составления прогноза. Поэтому исследование денежных потоков адаптивными методами прогнозирования, игнорирующими эту специфику, в случае наличия значительной циклической компоненты не обеспечивает должной достоверности результатов прогноза. Возможность учета циклической составляющей денежных потоков может быть реализована на основе нейронных сетей, *R/S*-анализа и вейвлет – анализа. В отличие от классических методов, этот инструментарий позволяет выявить скрытые характеристики и закономерности движения денежных средств.

При обосновании модели прогнозирования мы будем исходить из следующего условия: наиболее адекватной является модель, обеспечивающая минимальную среднюю относительную ошибку отклонения за последние n точек исходного ряда ($n = 5$), предшествующих точке (периоду) прогнозирования в модели управления остатком денежных средств предприятия. Необходимым условием использования такой модели является приемлемый уровень ее надежности.

В статье представлен разработанный алгоритм модифицированной модели прогнозирования Брауна с различными подходами системы предпрогнозного анализа. Адекватным аппаратом для решения задач диагностики и прогнозирования служат методы нелинейной динамики фрактального анализа, вейвлет-анализа, опыт использования которых в управлении денежных потоков практически отсутствует. Для исследования применяются данные двух предприятий г. Рязани: ОАО «А» – предприятие цветной металлургии и ОАО «В» – электросбытовое предприятие. Количество наблюдений, составляющий временной ряд предприятия «А», $N = 25$, и количество наблюдений, составляющих временной ряд предприятия «В», $N = 175$. Модель основывается на схеме скользящего среднего, согласно которой оценкой текущего уровня является взвешенное среднее всех предшествующих уровней, причем веса при наблюдениях убывают по мере удаления от последнего уровня, т.е. информационная ценность наблюдений признается тем большей, чем ближе они к концу интервала наблюдений. Реакция на ошибку прогноза и дисконтирование уровней временного ряда в моделях определяется с помощью параметров сглаживания (адаптации), значения которых могут изменяться от 0 до 1.

Существенным для обеспечения точности практического использования является обоснование вида и порядка прогнозирующей функции. В условиях достаточно стабильных темпов инфляции линейный характер динамики денеж-

ных потоков является определяющим. Однако мы допускаем целесообразность использования полиномов второй степени для моделирования динамики денежных средств активно развивающихся компаний. Что же касается использования полиномов более высоких порядков, то они, значительно повышая вычислительную сложность процесса, не обеспечивают существенного повышения точности прогноза.

Этапы построения линейной адаптивной модели Брауна первого порядка ($Y(t+k) = A_0 + A_1 * k$) представлены далее.

Этап 1. Анализ временных рядов денежных потоков на наличие свойств стационарности и неоднородности сигнала осуществляется классическими методами математической статистики. Разработка и применение моделей в прогностических целях предполагают углубленный экономический и экономико-статистический анализ.

Для получения предпрогнозной оценки, анализа состояния нестационарных процессов, информации о возможности прогнозирования исследуемых временных рядов и определения фактов периодичности, тренда и локальных особенностей, отыскивания фрактальной информации применяется вейвлет-анализ. С помощью вейвлет-преобразования осуществляется обработка данных для фильтрации и подавления шумов. На рисунках 1 - 4. представлены исследуемые временные ряды потоков денежных средств и предприятия ОАО «В» временные ряды после очищения от шума с помощью вейвлет-преобразования с использованием короткого вейвлета Добеши 3-го порядка, 2 уровня разложения в программе *Deductor ver.5*.

Для удаления шума сигналов используется техника фильтрации – удаление высокочастотных составляющих из спектра сигнала, а также ограничение уровня детализирующих коэффициентов.

Анализ временных рядов очищенные от шума в программе *Deductor* показал, что они распределены по нормальному закону.

Произведем очищение от шума временные ряды потоков денежных средств с использованием вейвлет-преобразования короткого вейвлета Добеши 3-го порядка, 2 уровня разложения (пакет *Wavelet Toolbox* системы *Matlab 7*).

После серий экспериментов были выбраны параметры, влияющие на качество шумоподавления сигнала. Для шумоподавления оценивался спектральный состав шумовой компоненты, выбирался тип пороговой обработки детализирующих коэффициентов и критерий расчета самого порога. Устанавливаем метод пороговой обработки – мягкий для сохранения полезной информации. Выбираем многоуровневый метод трешолинга. Уровень ограничения устанавливаем для каждого коэффициента отдельно, что позволяет строить адаптивные к

изменениям сигнала системы очистки сигналов от шума на основе вейвлетов. После оценки спектрального состава шумовой компоненты задаем адаптивную установку порога по методу Штейна для каждого уровня детализирующих коэффициентов и, срезав по их уровню, уменьшаем уровень шумов. Очищенные от шума временные ряды не являются гауссовскими.

Из проведенных исследований можно сделать вывод, что финансовые данные сильно зашумлены. Поэтому для успешного прогнозирования необходима эффективная обработка входных данных, в частности, минимизация случайных флуктуаций и шума. Вейвлет-анализ является эффективным математическим аппаратом обработки денежных потоков, используемым для прогнозирования.

С целью получения более информативных предпрогнозных характеристик (наличие трендостойчивости (персистентности), наличие долговременной памяти и ее глубина, а вместе с ней и наличия квазициклов) реального моделирования нестационарных рядов целесообразно использовать фрактальный анализ, базирующийся на алгоритме *R/S – анализа* временных рядов. Знание фрактальных характеристик исследуемого временного ряда Херста предоставляет аналитику предпрогнозную информацию, т.е. позволяет ему оценить перспецивность надежного прогнозирования временных рядов денежных потоков предприятия.

Для обнаружения циклов и оценки глубины памяти в исследуемых временных рядах денежных средств используем адаптированный метод последовательного *R/S – анализа* временных рядов.

Обнаружение памяти, оценка характеристик данных временных рядов дают основание для разработок системы краткосрочного прогноза денежных средств, возможность оценить предпосылки для построения прогнозной адекватной модели, в процессе работы которой учитываются все существующие факторы. Ежедневный прогноз выполняется непрерывно на пять дней.

На основе применения инструментария фрактального анализа делается вывод о длительности наиболее значимого периода наблюдений и о целесообразности построения прогноза на основании данных предшествующей недели.

Этап 2. Формирование способа предоставления исходных данных.

Для выбора наиболее точных прогнозных значений формируются 6 методов адаптивной модели Брауна.

Метод 1 – использование фактических данных потоков денежных средств, полученных из ежедневного баланса бухгалтерских проводок, регистрирующих сделки в соответствии с общепринятыми принципами и правилами бух-

галтерского учета в качестве исходных для прогнозирования ($Y(t)_{\text{факт}}$).

Метод 2 – исходными данными являются расчетные значения отклонений плановых (данных платежного календаря) от фактических данных притоков и оттоков денежных средств ($Y_{\text{ф-пл}}(t) = Y(t)_{\text{факт}} - Y(t)_{\text{пл}}$).

Метод 3 – исходными данными являются фактические данные временных рядов денежных потоков, очищенные от шума с помощью вейвлет-преобразования ($Y(t)^{\text{оч}}_{\text{факт}}$), распределения которых не являются нормальными. Временной ряд денежных потоков содержит шумы и выбросы, которые необходимо удалить для получения более качественного прогноза. Для подавления шумов фактических данных применялась система *Matlab7* с мягким режимом обработки сигнала для сохранения исходных данных.

Метод 4 – исходными данными являются расчетные значения отклонений плановых от фактических сглаженных данных притоков и оттоков денежных средств ($Y(t)^{\text{оч}}_{\text{ф-пл}} = Y(t)^{\text{оч}}_{\text{факт}} - Y(t)_{\text{пл}}$) с использованием системы *Matlab7*.

Метод 5 – исходными данными являются фактические данные временных рядов денежных потоков, сглаженные (очищенные от шума и случайных выбросов) при помощи вейвлета, распределения которых является гауссовскими (использовалась программа *Deductor ver.5*) ($Y(t)^{\text{оч}}_{\text{факт}}$). При удалении шума и сглаживании данных в программе автоматически установлены тип пороговой обработки и критерий расчета самого порога. При жесткой обработке формировалась сглаженная версия исходного сигнала - отфильтровывался не только шум, но и некоторые локальные особенности (выбросы) исходного сигнала.

Метод 6 – исходными данными являются расчетные значения отклонений плановых от фактических сглаженных данных притоков и оттоков денежных средств ($Y(t)^{\text{оч}}_{\text{ф-пл}} = Y(t)^{\text{оч}}_{\text{факт}} - Y(t)_{\text{пл}}$) с использованием *Deductor ver.5*.

Этап 3. Построение исходной модели прогноза и ее реализация. Численное оценивание параметров модели, прогноз исходных данных методов по модели Брауна. Основой построения прогноза является разработка достаточно адекватной исходной модели, обладающей прогностическими свойствами.

Постоянная α (параметр сглаживания) (см. этап б) является ключом к анализу данных. Параметры сглаживания характеризуют степень адаптации модели к изменению ряда наблюдений. Они определяют скорость реакции модели на изменения, происходящие в развитии.

Если требуется, чтобы спрогнозированные величины были стабильны и случайные отклонения сглаживались, необходимо выбирать малые значения α . Большие значения постоянной имеют смысл, когда нужна быстрая реакция на

изменения в спектре наблюдений. Одним из методов оценки оптимального значения является метод перебора значений α . Перебираем значения α в диапазоне [0,1, 0,11, ... 0,9] с шагом 0,01, при котором значение ошибки аппроксимации $MAPE$ принимает минимальное значение.

Коэффициент A_0 – значение, близкое к последнему уровню, и представляет закономерную составляющую этого уровня. Коэффициент A_1 определяет прирост, сформировавшийся в основном к концу периода наблюдений, но отражающий также (правда, в меньшей степени) скорость роста на более ранних этапах.

По первым пяти точкам временного ряда оцениваются начальные значения A_0 и A_1 параметров модели с помощью метода наименьших квадратов для линейной аппроксимации: $Y_p(t) = A_0 + A_1 * t$, ($t=1,2,3,4,5$).

$$A_1 = \frac{\sum_{t=1}^5 [(t - T_{sred}) * (Y(t) - Y_{sred})]}{\sum_{t=1}^5 (t - T_{sred})^2},$$

$$A_0 = Y_{sred} - A_1 * T_{sred},$$

где T_{sred} – среднее значение фактора «время»,
 Y_{sred} – среднее значение исследуемого показателя.

$$Y_{sred} = \frac{1}{5} * \sum_{t=1}^5 Y(t), \quad T_{sred} = \frac{1}{5} * \sum_{t=1}^5 t.$$

Этап 4. С использованием параметров A_0 и A_1 по модели Брауна находим прогноз на один шаг ($k=1$), где $k \in [1, n]$, n – длина временного ряда:

$$Y(k)_{прог} = A_0 + A_1 * k$$

Этап 5. Расчетное значение $Y(k)_{прог}$ экономического показателя сравнивают с фактическим $Y(k)_{факт}$ и вычисляют величину ошибки:

$$e(k) = Y(k)_{факт} - Y(k)_{прог} \quad (\text{где } Y(k)_{факт} \neq 0).$$

Этап 6. В соответствии с этой величиной корректируются параметры модели. В модели Брауна модификация осуществляется следующим образом:

$$A_0 = A_0 + A_1 + \alpha^2 * e(k),$$

$$A_1 = A_1 + \alpha^2 * e(k),$$

где $e(k)$ – ошибка прогнозирования уровня $Y(k)_{факт}$, вычисленная в момент времени $(t - 1)$ на один шаг вперед;

α – параметр сглаживания.

По модели со скорректированными параметрами рассчитывается прогнозная оценка на следующий момент времени. Модель постоянно учитывает новую информацию и к концу периода обучения отражает тенденцию развития процесса, существующую в данный момент.

Возврат на этап 3, если $t < n$. Если $t = n$ (окончание периода обучения модели), то построенную модель можно использовать для прогнозирования на будущее – на s предстоящих дней ($s = 5$) в соответствии с результатами

проведенного фрактального и вейвлет-анализа).

На основе анализа результатов, визуального анализа графика фактических и расчетных показателей, методом проб, сравнивая статистические характеристики моделей ретроспективного прогнозирования, сделаем вывод о том, что для получения наилучшей адекватной и точной модели прогнозирования необходимо осуществить сдвиг на $(k+1)$ уровня ряда прогнозного значения $Y(k)_{прог}$ т.е. $Y(k)_{прог} = Y(k+1)_{прог}$. В соответствии с этим формируется новый временной ряд прогнозных значений, при котором на момент времени $(k-1)$ значение прогнозного уровня $Y(k-1)_{прог}$ соответствует расчетному значению прогноза $Y(k)_{прог}$. Формирование этого нового подхода 2 к построению линейной адаптивной модели осуществляется на основе этапов 3 – 6 приведенного ниже алгоритма:

Этап 3. Первый элемент прогнозного ряда, исключаемый из рассмотрения, ошибка и корректировка модели A_0 и A_1 :

$$Y(0)_{прог} = A_0 + A_1, \quad e_0 = Y(1) - Y(0)_{прог},$$

$$A_0 = A_0 + A_1 + \alpha^2 * e_0, \quad A_1 = A_1 + \alpha^2 * e_0.$$

Этап 4. Формирование прогнозных значений: $Y(k)_{прог}$, где $k \in [1, n-1]$, n – длина временного ряда: $Y(k)_{прог} = A_0 + A_1 * (k+1)$

Этап 5. Вычисление величины ошибки прогноза модели:

$$e(k) = Y(k+1)_{факт} - Y(k)_{прог}. \quad (\text{где } Y(k)_{факт} \neq 0).$$

Этап 6. Модификация модели с учетом ошибки прогнозирования $e(k)$:

$$A_0 = A_0 + A_1 + \alpha^2 * e(k),$$

$$A_1 = A_1 + \alpha^2 * e(k),$$

где $e(k)$ – ошибка прогнозирования уровня $Y(k)_{факт}$, вычисленная в момент времени (t) на один шаг вперед; α – параметр сглаживания.

Этап 7. По модели со скорректированными параметрами A_0 и A_1 определяем прогноз на следующий момент времени. Находим прогнозное значение по традиционному подходу 1 $Y(n+s)_{прог}$ уровня ряда в момент времени $(n+s)$, где $s \in [1, 5]$: $Y(n+s)_{прог} = A_0 + A_1 * (n+s)$. Для определения прогнозного значения по подходу 2 $Y(n-1+s)_{прог}$ уровня ряда в момент времени $(n-1+s)$, где $s \in [1, 6]$: $Y(n-1+s)_{прог} = A_0 + A_1 * (n+s)$.

Подход 1 ($Y(k)_{прог}$) и подход 2 ($Y(k)_{прог} = Y(k+1)_{прог}$) построения моделей прогнозирования применяются для 6 методов с различными фактическими данными для последующего выбора наиболее адекватного.

Этап 8. Оценка точности, адекватности и обоснованности построенного прогноза. Анализ двух подходов построения, оценка расчетных и прогнозных значений.

Вычисление ошибки аппроксимации $MAPE$ осуществляется за последнюю неделю ($s = 5$ дней) участка ретроспективного прогнозирования на основании проведенного предпрогнозного анализа. Подбирается оптимальное значение параметра сглаживания α , которое миними-

зирует ошибку MAPE, вычисленную по наблюдениям за 5 последних дней ретроспективного периода $Y(t)_{\text{прог}}$, где $i = n+1-s, \dots, n$:

$$MAPE(Y(i)_{\text{прог}}) = \frac{1}{s} * \sum_{i=n+1-s}^n \left| \frac{Y(i) - Y(i)_{\text{прог}}}{Y(i)} \right| \rightarrow \min$$

где $Y(i)$ - фактическое значение уровня временного ряда t ;

$Y(i)_{\text{прог}}$ - расчетное значение уровня временного ряда на момент времени t (где $Y(i) \neq 0$).

Ошибка характеризует точность подгонки модели. Точность прогнозного значения считается с помощью относительной ошибки:

$$\varepsilon_{\text{отн}} = \frac{|Y(n) - Y(n)_{\text{прог}}|}{|Y(n)|}$$

где $Y(n)$ – истинное значение исходного ряда в момент времени $t = n$;

$Y(n)_{\text{прог}}$ – модельное значение ряда или прогнозное значение в момент времени $t = n$ ($Y(n) \neq 0$).

Для выбора модели прогнозирования примем, что для прогнозов высокой точности $MAPE < 10\%$, хорошей – $10\% < MAPE < 20\%$, удовлетворительной – $20\% < MAPE < 50\%$, $MAPE > 50\%$ - неудовлетворительной точности.

Для обеспечения точности и достоверности результатов прогнозирования необходима проверка адекватности прогнозной модели.

Правильно обоснованная модель в значительной степени определяет успешность решения задачи прогнозирования временного ряда. Для оценки обоснованности модели необходимо иметь набор критериев, выявляющих её адекватность. Мы считаем обоснованным использовать подход, в основе которого лежит исходная гипотеза о том, что случайные составляющие $\rho_i, i=1,2,\dots,n$, в составе экспериментальных данных образуют последовательность центрированных независимых нормально распределенных случайных величин. Если модель регрессии выбрана удачно и правильно оценены ее параметры, остаток ряда должен также образовывать последовательность типа дискретного белого шума. Поэтому адекватной признается модель, которая порождает остаточный ряд со случайными центрированными некоррелированными нормально распределенными элементами. Проверка адекватности сводится к выявлению перечисленных свойств остаточного ряда.

Этап 9. Выбор наилучшего метода модели прогнозирования. Принятие решений на основе прогнозной модели и выработка рекомен-

даций о возможностях ее использования для получения прогнозных оценок.

В полной мере ко всем методам прогнозирования относятся проблемы оценки точности моделей и обоснование (выбор) наиболее адекватной. При обосновании модели прогнозирования мы исходим из следующего условия: наиболее адекватной является модель, обеспечивающая минимальную среднюю относительную ошибку отклонения за последние n точек исходного ряда ($n = 5$), предшествующих точке (периоду) прогнозирования (минимум ошибки аппроксимации MAPE). При этом совокупность методов и моделей прогнозирования ОДС, рекомендуемая для отдельных предприятий, не является универсальной. Для апробации изложенной модели и получения краткосрочных прогнозов с малым периодом упреждения ($s=5$ дней) используем временные ряды ежедневных денежных потоков предприятия ОАО «В» (n) – 38 - 40 наблюдений (примерно двухмесячный период потоков денежных средств), поскольку в последних наблюдениях могут сложиться тенденции отсутствующие ранее. Предпосылка о целесообразности использования выборки на уровне 38 – 40 точек обосновывается также наличием в ней двух квазициклов (выявленных методом вейвлет и фрактальном анализе), которые имеют длину 14 - 18 наблюдений. Использование выборки, включающей менее 20 значений, ведет к снижению качества построения прогноза.

При выборе наилучшего метода прогнозирования учитываются оценка адекватности и точности построенного прогноза (ошибка аппроксимации), верификация данных, точность плановых значений платежного календаря. При выборе метода 4 с исходными данными временного ряда $Y_{\text{ф-пл}}(t) = Y(t)_{\text{факт}} - Y(t)_{\text{пл}}$ большое значение имеет точность составления платежного календаря на предстоящую неделю, которая в дальнейшем анализируется и корректируется при наличии ошибок. На основе этого модель постоянно «впитывает» новую информацию с учетом погрешностей ретроспективного периода.

Для оценки прогнозных свойств модели целесообразно использовать ретроспективный прогноз. Модель прогнозирования, полученная при использовании подхода 2 ($Y(k)_{\text{прог}} = Y(k+1)_{\text{прог}}$), обладает более высокой точностью построенного прогноза по сравнению с моделью, рассчитанной по традиционному подходу 1 и рекомендуется в методике для анализа и отбора вариантов модели прогнозирования. Представляется, что этот вывод отражает экономическое содержание процесса формирования ОДС – остатки формируются на конец текущего периода, т.е. на начало следующего. Поэтому далее для построения прогноза и оценки полученных прогнозных значе-

ний используется подход 2 ($Y(k)_{\text{прог}}=Y(k+1)_{\text{прог}}$) для 6 методов с различными фактическими исходными данными.

В результате численных экспериментов получено наилучшее значение параметра сглаживания α модели прогнозирования, которое составило 0,16. Результаты построенного прогно-

за для временного ряда по методу 3 ($Y(t)_{\text{факт}}$) притока денежных средств предприятия ОАО «В» (очищенного от шума с использованием системы *Matlab7*) с оптимальным параметром сглаживания $\alpha = 0,16$ показаны на графике рисунка 1 и в таблице 1.

Таблица 1

Ретроспективные и прогнозные значения денежного притока ОАО «В», полученные *подходом 1* и *подходом 2*

Дни	Дата	Приток ДС $Y(t)_{\text{факт}}$	Подход 1		Подход 2			
			Прогноз притока ДС $Y(t)_{\text{прог}}$	Относит. ошибка, ε	Прогноз притока ДС (сдвиг) $Y1(t)_{\text{прог}}=Y(t+1)_{\text{прог}}$	Относит. ошибка, ε_1		
1 2 3 4 5	Ретроспектива	34	11.09.2014	1906022,987	766143,068	0,598	1706494,019	0,105
		35	14.09.2014	1844949,830	1706494,019	0,075	1785838,833	0,032
		36	15.09.2014	1883630,632	1785838,833	0,052	1836259,102	0,025
		37	16.09.2014	1812000,489	1836259,102	0,013	1772334,65	0,022
		38	17.09.2014	1617736,177	1772334,65	0,096	1573079,12	0,028
			<i>MAPE</i>	0,167	<i>MAPE</i>	0,042		
1 2 3 4 5	Прогноз	39	18.09.2014		1573079,12		1548648,052	
		40	21.09.2014		1548648,052		1524216,984	
		41	22.09.2014		1524216,984		1499785,917	
		42	24.09.2014		1499785,917		1475354,849	
		43	25.09.2014		1475354,849		1450923,781	
				1450923,781				

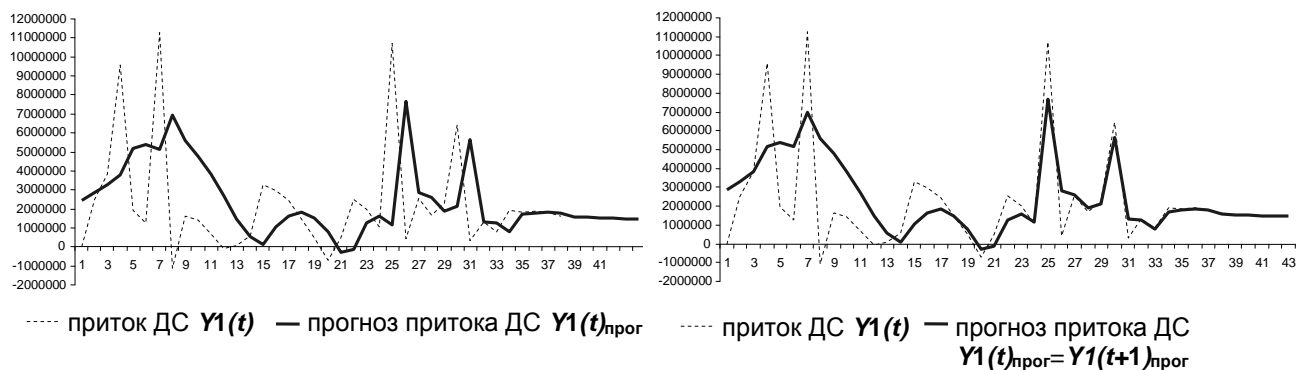


Рисунок 1. Исходный и прогнозный временной ряд притока денежных средств предприятия, спрогнозированный *подходом 1* (для $Y1(t)_{\text{прог}}$) и *подходом 2* (для $Y1(t)_{\text{прог}}=Y1(t+1)_{\text{прог}}$)

Сравнительный анализ качества прогноза методов прогнозирования, представлен в таблице 2, из которого следует, что данные значения прогноза по методу 2 ($Y_{\text{ф-пл}}(t+1)_{\text{прог}}$) и методу 3 ($Y^{\text{оч}}(t+1)_{\text{прог}}$) для притока денежных средств, методу 2 ($Y_{\text{ф-пл}}(t+1)_{\text{прог}}$), методу 3 ($Y^{\text{оч}}(t+1)_{\text{прог}}$), методу 5 ($Y^{\text{оч}}(t+1)_{\text{прог}}$) для оттока денежных средств можно считать более точными. Из выбранных методов наиболее приемлемым является метод 3, исходными данными которого являются фактические данные временных рядов денежных потоков очищенные от шума с помощью вейвлет-преобразования ($Y(t)_{\text{факт}}$) для получения более качественного прогноза. Аналогичные результаты были получены и для предприятия «А»

Независимо от способа построения экономико-математической модели вопрос о возможности ее применения в целях анализа и прогнозирования экономического явления может быть решен только после установления адекватности, т.е. соответствия модели исследуемому процессу или объекту. При моделировании оценивается адекватность по тем свойствам модели, которые считаются существенными для исследования.

Трендовая модель $Y(t)$ конкретного временного ряда $Y(t)$ считается адекватной, если правильно отражает систематические компоненты временного ряда. Это требование эквивалентно требованию, чтобы остаточная компонента $e(t) = Y(t) - Y(t)_{\text{прог}}$ ($t = 1, 2, \dots, n$) удовлетворяла

свойствам случайной компоненты временного ряда: случайность колебаний уровней остаточной последовательности, соответствие распределения случайной компоненты нормальному закону распределения, независимость значений уровней случайной компоненты. Адекват-

ной признается модель, которая порождает остаточный ряд со случайными центрированными некоррелированными нормально распределенными элементами.

Таблица 2

Сравнительный анализ качества прогноза методов прогнозирования, построенного для притока денежных средств предприятия

		Метод 1	Метод 2	Метод 3	Метод 4	Метод 5	Метод 6
Прогноз на n количественно-временных дней	Показатель	$Y_1(t)_{\text{прог}}$	$Y_2(t)_{\text{прог}}$	$Y_1(t)_{\text{прог}}$ очищ Mat	$Y_2(t)_{\text{прог}}$ очищ Mat	$Y_1(t)_{\text{прог}}$ очищ Ded	$Y_2(t)_{\text{прог}}$ очищ Ded
	Ошибка аппроксимации MAPE, %	33,35 %	5,7 %	4,2 %	16,0 %	8,4 %	27,4 %
	Точность прогноза	Низкая	Высокая	Высокая	Достаточная	Достаточная	Низкая
1	Значение прогноза, руб	286504,58	715026,47	1548648,05	2361603,44	237620,93	1050576,33
2		396780,10	634961,62	1524216,98	2320023,30	164332,49	960138,80
3		411255,62	579527,06	1499785,92	2303073,44	91044,04	894331,57
4		429931,14	580995,86	1475354,85	2343026,95	17755,59	885427,69
5		452806,66	439775,16	1450923,78	2240290,96	-55532,86	733834,32

После проверки остаточной последовательности методов на адекватность выявлено следующее.

1. Остаточный ряд *метода 1, метода 2, метода 3* притока и оттока ДС, *метода 6* приток ДС считается состоящим из случайных элементов, т.е. подтверждается гипотеза о правильности выбора вида тренда, а гипотеза о случайном характере отклонений уровней временного ряда от тренда, построенного *методом 5* для притока и оттока ДС и *методом 6* для оттока ДС, отвергается, и, следовательно, трендовые модели признаются неадекватными.

2. Принимается гипотеза о центрированности элементов остаточного ряда (остаточный ряд признается центрированным с вероятностью $(1 - \alpha)$ правильности этого решения) денежных потоков всех методов прогнозирования.

3. В составе остаточного ряда *метода 1, метода 2, метода 3, метода 4* притока и оттока ДС отсутствует систематическая составляющая, существенная автокорреляция [с вероятностью $(1 - \alpha)$ элементы рядов этих методов признаются некоррелированными и значения уровней остаточной последовательности обладают независимостью], следовательно, эти методы адекватны. Исключением являются *метод 5* и *метод 6* по притоку и оттоку ДС, которые противоречат гипотезе отсутствия существенной автокорреляции в остаточной после-

довательности и методы признаются неадекватными.

Преимущество применения адаптивной модели прогнозирования Брауна состоит в учете неравноценности данных временного ряда - приоритете последних реализаций. Модель позволяет учитывать изменения в тенденциях, а также любые колебания, в которых прослеживается закономерность. Поэтому из результатов проведенных экспериментов на качество и точность значений построенного прогноза не повлияло использование исходных данных временных рядов, глубоко очищенных от шума. При этом на точность построения прогноза по притоку не сказался низкий уровень сглаживания данных и показаны наилучшие результаты. Временные ряды денежных оттоков, обработанные вейвлет-преобразованием с более высокими шумоподавляющими параметрами получили более ровную структуру и показали наилучшие результаты построения прогноза.

Денежные притоки и соответственно остатки денежных средств являются стохастическими и нестационарными рядами, для которых не исключается, а наоборот, делается актуальным прогноз на основе адаптивного метода прогнозирования. Нестационарность денежных потоков особенно возрастает в условиях финансового кризиса в связи с формированием совокупности дополнительных условий внешней среды.

Теоретически использование методов статистического моделирования считается обоснованным, если остаточный ряд соответствует ряду требований (все указанные выше проверки свойств остаточной последовательности дают положительный результат). Поэтому можно сделать вывод о том, что статистический адаптивный метод прогнозирования необходимо использовать в сочетании с экспертными оценками, методами нелинейной динамики, экономико-математическими моделями, которые создают целостную комплексную методику прогнозирования экономических показателей, являются необходимым инструментарием прогнозирования временных рядов.

Наиболее приемлемым по точности и адекватности модели, обоснованным соответствующими расчетами, является *метод 3* (с фактическими данными, очищенными от шума с помощью вейвлет-преобразования).

Таким образом, разработанная адекватная система краткосрочного прогнозирования, теоретически обоснована и практически значима. Поэтому в качестве основного метода прогнозирования считаю целесообразным использование адаптивного метода прогнозирования в сочетании с экстраполяционным и в качестве

базы прогнозирования использовать методы нелинейной динамики для анализа и предварительной обработки данных для повышения точности прогноза.

Литература

1. Лукашин Ю.П.: Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования временных рядов: учебное пособие / Ю.П. Лукашин. - М.: Финансы и статистика, 2003.
2. Петерс Э. Фрактальный анализ финансовых рынков: Применение теории Хаоса в инвестициях и экономике / Э.М. Петерс – М.: Интернет-трейдинг, 2004.
3. Терехин В.И. Подгорнова Н.А. Моделирование и управление остатками денежных средств предприятия, Монография / Н.А. Подгорнова. — М.: Креативная экономика, 2012.
4. Тихонов Э.Е. Методы прогнозирования в условиях рынка: учебное пособие / Э.Е. Тихонов - Невинномысск, 2006.
5. Федосеев В.В. (2002): Экономико-математические методы и прикладные модели: учебное пособие / В.В.Федосеев. - М.: ЮНИТИ, 2002.