

УДК 519.81:330.4

М. В. Крючков, Пермский филиал ФГАОУ ВПО «Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики»»; аспирант, Пермский государственный национальный исследовательский университет
С. В. Русаков, доктор физико-математических наук, Пермский филиал ФГАОУ ВПО «Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики»»; Пермский государственный национальный исследовательский университет

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОСЕТЕВОГО ИНДИКАТОРА ТРЕНДА В АНАЛИЗЕ СТОИМОСТИ НЕФТЯНЫХ ФЬЮЧЕРСОВ 2014 г. *

В 2014 г. биржевая стоимость нефти марки Brent с января по декабрь упала со 106 до 56 долларов за баррель [1], в связи с чем потребовалось переосмысление вопроса значения нефти в мировом топливно-энергетическом хозяйстве [2]. Ключевой задачей всех без исключения финансовых аналитиков стало обоснование учета факторов, определяющих биржевую цену на нефть, с целью усовершенствования методов ее прогнозирования [3]. Существуют два основных метода прогнозирования биржевой стоимости – фундаментальный анализ и технический анализ. Фундаментальный анализ исследует финансовые показатели инструмента с целью определения «недооцененности» актива. Принципиально противоположную позицию занимает метод технического анализа, согласно основной аксиоме которого вся существующая информация немедленно и в полной мере отражается на рыночной стоимости ценных бумаг [4]. В данной работе исследование проводилось с позиций технического анализа в рамках гипотезы эффективного рынка.

Многообразие существующих индикаторов (RSI, MACD, Williams %R, KST, MA и мн. др.) позволяет трейдерам варьировать финансовые стратегии, однако известные индикаторы не дают оценки вероятности дальнейшего тренда, в связи с чем решения зачастую принимаются скорее интуитивно, нежели математически обоснованно [5]. Большинство коммерческих программных продуктов, моделирующих работу финансового трейдера, имеют довольно высокую цену и представляют собой «черный ящик», не имеют возможности адаптации к изменениям конъюнктуры рынка и не гарантируют положительной прибыли при долгосрочном использовании [6].

Отличительной особенностью нефтяной торговли является сильно развитый рынок производных инструментов – фьючерсов. Большинство используемых в реальном времени сырьевых котировок (данные Яндекс.Котировки, РБК-онлайн и др.) отражают цену не на сегодняшний день, а стоимость фьючерсных контрактов на следующий месяц. Рынок деривативов позволяет участникам хеджировать риски и получать спекулятивную прибыль, а основной задачей трейдера является определение выбора позиции: покупка

контракта в ожидании падения цены или продажа в случае роста [7].

Перейдем к описанию модели, используемой в работе. Для построения нейросетевого индикатора тренда использовались данные о стоимости (здесь и далее в USD) барреля нефти Brent на момент открытия Лондонской биржи с 3 марта по 28 ноября 2014 года за исключением дней, в которые торговля не производилась. Полученные значения были разбиты на 3 временных интервала: весна (03.03-30.05) – для прогнозирования цены «июньского фьючерса», лето (2.06–29.08) – «сентябрьский фьючерс», осень (4.09–28.11) – «декабрьский фьючерс». Используя уже известные значения ряда a_1, a_2, \dots, a_k , модель индикатора тренда строит прогноз \hat{a}_{k+1} , который определяет движение цены в дальнейшем направлении (растет или падает относительно a_k). Общая идея такого подхода представлена на схеме (рис. 1).

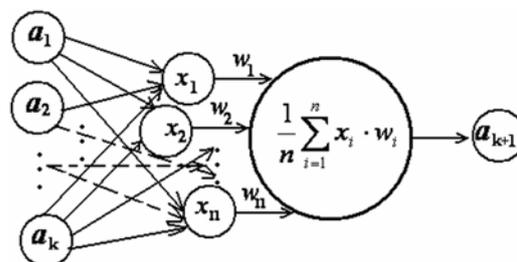


Рис. 1. Архитектура нейросетевого индикатора

Для конкретной реализации модели в качестве тестового эксперимента были выбраны следующие параметры:

$$\begin{aligned}
 n &= 14, \\
 x_i &= a_{k+1-i}, \quad i = \overline{1, 10}, \\
 x_{11} &= \frac{1}{3} \sum_{i=1}^3 a_{k+1-i}, \quad x_{12} = \frac{1}{5} \sum_{i=1}^5 a_{k+1-i}, \\
 x_{13} &= \frac{1}{10} \sum_{i=1}^{10} a_{k+1-i}, \quad x_{14} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k a_{k+1-i},
 \end{aligned} \tag{1}$$

то есть прогнозируемое значение строилось исходя из 10 предыдущих значений, а также средних по 3, 5, 10

и всем предыдущим наблюдениям. Весовые коэффициенты w_1, w_2, \dots, w_{14} находятся из решения многокритериальной оптимизационной задачи

$$(a_j - \tilde{a}_j)^2 \rightarrow \min, \quad j = \overline{11, k}, \quad (2)$$

где $a_j - \tilde{a}_j$ – разность между реальным и спрогнозированным значением ряда; k – номер последнего известного на данный момент времени элемента.

Построенная таким образом модель, способна давать прогноз, начиная с 11-го наблюдения. Для апробации нейросетевого индикатора тренда использовалась следующая методика: прогнозировалось следующее значение \hat{a}_{k+1} , проводилось сравнение прогнозного и фактического значений с текущим ($\hat{a}_{k+1} \vee a_k$ и $a_{k+1} \vee a_k$), и в течение исследуемых периодов подсчитывалось количество совпадений знака неравенства (угаданного тренда). Для оценки эффективности предложенной модели также исследовалась широко распространенная модель авторегрессии первого порядка AR(1): $\hat{a}_{k+1} = c + b \cdot a_k$, параметры c и b которой находятся по МНК.

Приведем результаты тестирования модели нейросетевого индикатора тренда, проанализировав также общую тенденцию, характеризующую исследуемый период. В весеннюю часть попало 64 наблюдения, 10 из которых использовались для построения начальной архитектуры модели, остальные 54 были последовательно спрогнозированы. Общая характеристика периода описывается следующими показателями: количество дней роста цены при открытии 29, падения – 24; линия тренда имеет слабый положительный наклон; очень низкий коэффициент детерминации (0,1857) свидетельствует о совсем незначительной линейной связи между ценой и днем продажи (рис. 2, а). В этих условиях предлагаемая нейросетевая модель верно определила тренд в 38 случаях (70,4 %) против 25 угаданных трендов (46,3 %) моделью AR(1), для которой коэффициент автокорреляции изменялся в диапазоне от 0,620 до 0,840 при среднем его значении 0,767.

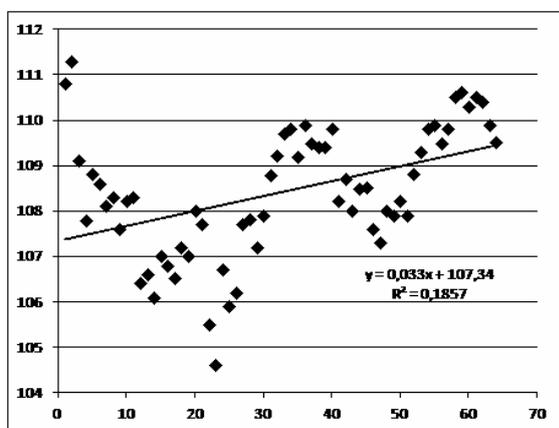


Рис. 2, а. Линия тренда «весна». Здесь и далее на рисунках по горизонтальной оси – номер дня, по вертикальной – стоимость барреля нефти Brent (в USD)

Аналогичные показатели по летнему периоду составили 65 наблюдений, 10 из которых использовались для построения начальной архитектуры модели, остальные 55 были последовательно спрогнозированы. Общая характеристика периода описывается следующими показателями: количество дней роста цены при открытии 23, падения – 29; линия тренда имеет отрицательный наклон; коэффициент детерминации (0,691) свидетельствует о наличии линейной связи между ценой и днем продажи (рис. 2, б). В этих условиях предлагаемая нейросетевая модель верно определила тренд в 37 случаях (68,5 %) против 22 угаданных трендов (40,7 %) моделью AR(1), для которой коэффициент автокорреляции изменялся в диапазоне от 0,686 до 0,977 при среднем его значении 0,934.

Осенний период составил 60 наблюдений, 10 из которых использовались для построения начальной архитектуры модели, остальные 50 были последовательно спрогнозированы. Общая характеристика периода описывается следующими показателями: количество дней роста цены при открытии 17, падения – 33; линия тренда имеет ярко выраженный отрицательный наклон; коэффициент детерминации (0,945) свидетельствует о наличии очень сильной линейной связи между ценой и днем продажи (рис. 2, в). В этих условиях предлагаемая нейросетевая модель верно определила тренд в 40 случаях (80,0 %) против 31 угаданных трендов (62,0 %) моделью AR(1), для которой коэффициент автокорреляции изменялся в диапазоне от 0,820 до 0,985 при среднем его значении 0,955.

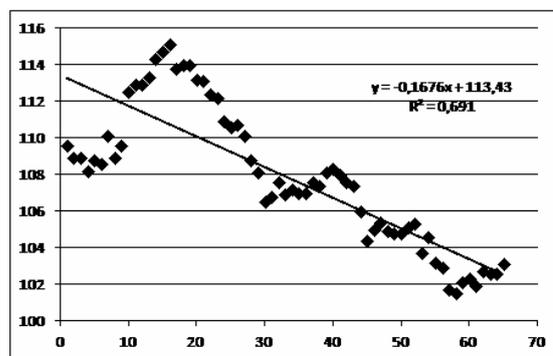


Рис. 2, б. Линия тренда «лето»

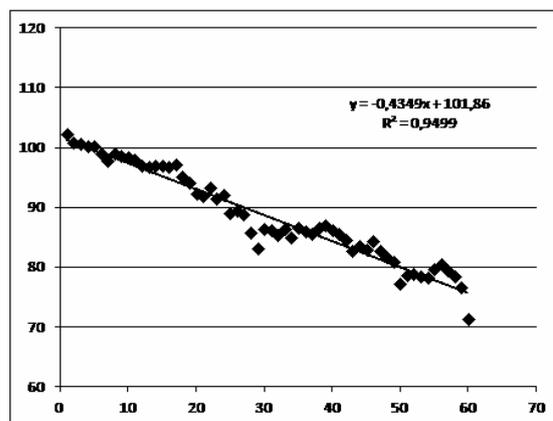


Рис. 2, в. Линия тренда «осень»

Как мы видим, классический авторегрессионный метод может использоваться лишь при ярко выраженном тренде, однако на этапе принятия решения данная информация аналитику недоступна.

Конечно, финансовый аналитик при таких данных вряд ли ограничится использованием модели AR(1). Следует также отметить, что авторегрессионная модель первого порядка «запаздывает» за реальным курсом: график ее прогнозных значений практически совпадает с графиком фактических при его параллельном переносе вправо на 1-2 единицы (рис. 3). Подобный вывод напрашивается и при визуальном анализе графиков за «лето» и «осень».

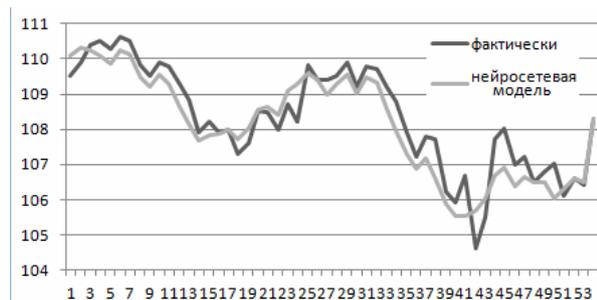


Рис. 3. Графики значений цены в период «весна»: фактическая, нейросетевая модель индикатора, авторегрессия AR(1)

Библиографические ссылки

1. Обзор – нефть Brent // Investing.com. – URL: <http://ru.investing.com/commodities/brent-oil> (дата обращения: 05.02.15).
2. Ионов Ч. Х., Шалыгина Л. В. Нефть как экономический ресурс России и мира // Инновационные направления развития в образовании, экономике, технике и технологиях : междунар. науч.-практ. конф. : сб. ст. : в 2 ч. / под общ. ред. В. Е. Жидкова. – 2014. – С. 62–66.
3. Королева А. Н., Максимова А. К. Классификация факторов, определяющих биржевую цену на нефть, и методов ее прогнозирования // Экономика, организация и управление предприятиями, отраслями, комплексами: теория и практика : сб. материалов междунар. науч. конф. – Киров, 2014. – С. 58–64.

Получено 30.03.2015

Тестирование нейросетевого индикатора тренда на исходных данных показало высокий результат (значительно превосходящий качество прогноза классической модели AR(1)), а также его независимость от глобальных тенденций в изменении цены. Предлагаемая модель в силу простоты реализации и возможности адаптивной настройки может с легкостью применяться как инструментальное средство, а созданные на ее основе программные системы повысят математическую обоснованность принятых решений в целях оптимизации управления инвестициями.

4. Твардовский В. В., Паршиков С. В. Секреты биржевой торговли. Торговля акциями на фондовых биржах. – М. : Альпина Паблишер, 2003. – 530 с.
5. Ботин В. А., Шумков Е. А. Статистический анализ технических индикаторов // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2010. – № 64. – С. 78–86.
6. Миндияров Н. И., Рейзенбук К. Э. Торговая система для анализа котировок акций и автоматической торговли на фондовом рынке // Вестник Кузбасского государственного технического университета. – 2014. – № 1(101). – С. 139–144.
7. Крючков М. В., Русаков С. В. Математические модели систем поддержки принятия инвестиционных решений финансового трейдера // Управление экономическими системами : электронный научный журнал. – 2014. – № 12(72). – 65 с.

УДК 521.19

Т. Г. Возмищева, кандидат физико-математических наук, доцент, ИжГТУ имени М. Т. Калашникова

ТРАЕКТОРНАЯ ЭКВИВАЛЕНТНОСТЬ ЗАДАЧИ ДВУХ ЦЕНТРОВ В ПЛОСКОМ ПРОСТРАНСТВЕ, В ПРОСТРАНСТВЕ ЛОБАЧЕВСКОГО И НА СФЕРЕ: ПРЕДЕЛЬНЫЙ ПЕРЕХОД (ЧАСТЬ 1)

Хорошо известно, что системы дифференциальных уравнений, описывающие реальные, совершенно различные явления в физике и механике, могут быть тесно связаны между собой. Основателем качественной теории дифференциальных уравнений является Пуанкаре. Пуанкаре, разра-

батывая качественные методы, исследовал задачи небесной механики и космологии, в которых особенно важно понять, как ведут себя траектории движений, то есть решения дифференциальных уравнений при бесконечном времени. В работах [1, 2, 3] построены бифуркационные множества на плоскости