

Экономико-математическая модель прогнозирования динамики финансового рынка

Цель исследования. Существующие подходы к прогнозированию динамики финансовых рынков, как правило, сводятся к использованию аппарата эконометрического исчисления или наработкам технического анализа, что, в свою очередь, является следствием предпочтения данных подходов в среде специалистов, занимающихся теоретическими исследованиями, и профессиональных участников рынка соответственно. Целью исследования является разработка прогнозной экономико-математической модели, позволяющей совмещать в себе оба подхода. Другими словами, данная модель должна являться оцениваемой с помощью традиционных методов эконометрики и при этом учитывать воздействие на процесс ценообразования эффекта от кластеризации участников по поведенческим закономерностям, как основы технического анализа. Помимо этого является необходимым, чтобы создаваемая экономико-математическая модель учитывала явление существования исторических торговых уровней и контролировала оказываемое ими влияние на динамику цены, при ее нахождении в локальных областях данных уровней. Подобный анализ закономерностей поведения цены в окрестностях исторических повторяющихся уровней является популярным подходом в среде профессиональных участников рынка. Также немаловажным критерием потенциальной применимости разрабатываемой модели широким кругом заинтересованных специалистов, является простота ее общей функциональной формы и, в частности, конкретных используемых компонент.

Материалы и методы. В проведенном исследовании в качестве рассматриваемого финансового ряда, в целях его прогнозирования, был выбран рынок обменного курса фунта стерлингов к доллару США (GBPUSD) за период всего 2017 года. Представленная экономико-математическая модель была оценена с помощью классического фильтра Калмана со встроенной нейронной сетью. Выбор данных инструментов оценивания объясняется

их широкими возможностями при работе с нестационарными зашумленными временными рядами финансового рынка. Также использование фильтра Калмана является популярным при оценке моделей локального уровня, принцип которых был реализован в новой предложенной в работе модели.

Результаты. С помощью выбранного подхода по одновременному использованию калмановской фильтрации и искусственной нейронной сети была получена статистически значимая оценка всех коэффициентов модели. Последующее ее применение на данных ряда GBPUSD из тестового множества позволило продемонстрировать ее высокие прогнозные способности по сравнению с дополнительно рассмотренной моделью случайного блуждания, в особенности с точки зрения процента верных направлений прогноза. Полученные результаты свидетельствуют о том, что построенная модель позволяет эффективно учитывать структурные особенности рассматриваемого рынка и строить неплохие прогнозы будущего движения цены.

Заключение. Проведенное исследование направлено на развитие и совершенствование аппарата прогнозирования движения цен на финансовых рынках. В свою очередь, представленная в работе экономико-математическая модель может быть использована как специалистами при проведении теоретических исследований процесса ценообразования на финансовых рынках, так и профессиональными участниками рынка для прогнозирования направления будущего движения цен. Высокий процент правильных направлений прогноза позволяет использовать предложенную модель как самостоятельно, так и в рамках подтверждающего инструмента.

Ключевые слова: динамика финансового рынка, прогнозирование, экономико-математические модели, фильтр Калмана, нейронные сети

Artur R. Musin

Moscow University for Industry and Finance «SYNERGY»

Economic-mathematical model for predicting financial market dynamics

Study purpose. Existing approaches to forecasting dynamics of financial markets, as a rule, reduce to econometric calculations or technical analysis techniques, which in turn is a consequence of preferences among specialists, engaged in theoretical research and professional market participants, respectively. The main study purpose is developing a predictive economic-mathematical model that allows combining both approaches. In other words, this model should be estimated using traditional methods of econometrics and, at the same time, take into account the impact on the pricing process of the effect of clustering participants on behavioral patterns, as the basis of technical analysis. In addition, it is necessary that the created economic-mathematical model should take into account the phenomenon of existing historical trading levels and control the influence they exert on price dynamics, when it falls into local areas of these levels. Such analysis of price behavior patterns in certain areas of historical repeating levels is a popular approach among professional market participants. Besides, an important criterion of developing model's potential applicability by a wide range of the

interested specialists is its general functional form's simplicity and, in particular, its components.

Materials and methods. In the study, the market of the pound sterling exchange rate against the US dollar (GBP/USD) for the whole period of 2017 was chosen as the considered financial series, in order to forecast it. The presented economic-mathematical model was estimated by classical Kalman filter with an embedded neural network. The choice of these assessment tools can be explained by their wide capabilities in dealing with non-stationary, noisy financial market time series. In addition, applying Kalman filter is a popular technique for estimation local-level models, which principle was implemented in the newly model, proposed in article.

Results. Using chosen approach of simultaneous applying Kalman filter and artificial neural network, there were obtained statistically significant estimations of all model's coefficients. The subsequent model application on GBP/USD series from the test dataset allowed demonstrating its high predictive ability comparing with added random walk model, in particular judging by percentage of correct forecast

directions. All received results have confirmed that constructed model allows effectively taking into account structural features of considered market and building good forecasts of future price dynamics.

Conclusion. The study was focused on developing and improving apparatus of forecasting financial market prices dynamics. In turn, economic-mathematical model presented in that paper can be used both by specialists, carrying out theoretical studies of pricing process

in financial markets, and by professional market participants, forecasting the direction of future price movements. High percentage of correct forecast directions makes it possible to use proposed model independently or as a confirmatory tool.

Keywords: financial market dynamics, forecasting, economic-mathematical models, Kalman filter, neural networks

Введение

Последние десятилетия развития мировой экономики сопровождались существенным ростом ее финансового сектора, в том числе финансовых рынков, эволюционный процесс которых заключался как в увеличении объема торгов, так и в возникновении большого количества различных торгуемых инструментов. Высокая степень зависимости современной экономики от положения дел на финансовых рынках формирует актуальную задачу развития и совершенствования методов и подходов к прогнозированию динамики последних. Исторически, с начала 20 века, возникло и сформировалось два подхода к решению данной задачи прогнозирования, которые могут быть названы – статистическим и динамическим.

Первый и являющийся наиболее популярным в академической среде статистический подход заключается в том, что процесс движения цен на финансовых рынках описывается с использованием методов эконометрического исчисления, аппроксимации и стохастического моделирования. Начало данного подхода было положено в 1900 году Л. Башелье [1], продемонстрировавшим возможность моделирования движения цен акций на фондовом рынке с помощью процесса броуновского движения или модели случайного блуждания (RW) [2]. В дальнейшем предложенный способ описания динамики финансовых рынков с помощью модели случайного блуждания лег в основу концепции эффективного рынка [3–4], заключающейся в невозможности получения инвестором стабильных доходов от торговли, так как цены на финансовых рынках отражают всю доступную на каждый момент времени информацию и изменяются исключительно под влиянием поступления новой. Данная концепция, несмотря на широкую популярность в академических исследованиях, находила множество противоречий на практике. Например, в работе [5] авторами была продемонстрирована постепенная перестройка цен акций компаний в течение года после публикации отчетности о доходах. Также существует ряд исследований по теме возможности получения дохода с помощью инсайдерской информации, например [6–7]. Однако, находились противоречия и с теоретической точки зрения, сводящиеся к несоответствию статистических свойств процесса реальной рыночной

динамики с броуновским. Среди таких противоречий необходимо выделить корреляцию последовательных доходностей финансовых рядов и отличный от гауссова вид их распределения. Соответственно, последующий отказ от первого противоречия сводился к рассмотрению процесса обобщенного броуновского движения с памятью [8], в свою очередь решение проблемы негауссова характера распределения доходностей сводилось к использованию процесса Леви с устойчивым Парето распределением [9–10]. Отказ от обоих противоречий произошел благодаря созданной Р. Энглом в 1982 году модели авторегрессионной гетероскедастичности ARCH [11]. Последующие модификации данной модели, а также различные виды авторегрессионных моделей, в том числе популярная ARMA [12] и ее обобщения [13], создали основу традиционных эконометрических методов исчисления.

Отмеченные выше методы и модели представляют собой статистический подход к анализу, моделированию и прогнозированию финансовых рядов. Несмотря на развитый математический аппарат, данный подход обладает одним важным недостатком – невозможностью учета структурных особенностей исследуемого рынка и, в том числе, поведенческих закономерностей его участников. Подобные требования задачи прогнозирования динамики финансовых рынков учитываются в рамках второго подхода – динамического, являющегося в отличие от статического предпочтительным для реального практического использования. В общем виде данный подход реализует концепцию технического анализа, предложенную Ч. Доу в конце 19 века [14]. В общем виде подобная концепция заключается в том, что динамика финансового рынка определяется поведением его участников, которые в свою очередь могут быть разбиты на кластеры в зависимости от своих целей и принципов торговли. В существующей литературе данные кластеры участников, характеризующие их поведение, подразделяются на три типа: фундаменталисты (fundamentalists) [15–16], чартисты (chartists) [17] и инвесторы (investors) [18], соответствующих торговле в направлении равновесной цены, резких ценовых изменений и тренда соответственно. Динамика каждого конкретного финансового рынка на протяжении определенных промежутков времени является зависимой от доминирующего на нем кластера участников. Зачастую данное влияние заключа-

ется в выраженном характере поведения цены, имеющем наглядные исторические аналогии и паттерны. Подобные устойчивые закономерности поведения цены называются фигурами технического анализа, впервые рассмотренными в работах У. Ганна и Р. Эллиота [19] и систематизированными в работах Д. Мерфи [20] и Р. Прехтера [21]. Несмотря на описанные возможности, динамический подход имеет очевидный недостаток – невозможность применения в любой момент времени в силу периодического характера возникновения исторических фигур и паттернов [22–23], а также привязанностью к конкретному финансовому рынку.

Рост компьютерных вычислительных возможностей последних лет позволил приобрести широкую популярность аппарату искусственных нейронных сетей, открывшему значительные возможности применения как в статистическом, так и динамическом подходах к прогнозированию. С одной стороны, искусственные нейронные сети используются для аппроксимации и фильтрации нестационарных рядов финансового рынка, а также нелинейного моделирования в рамках статистического подхода и, в то же время, являются эффективным инструментом выделения структурных особенностей исследуемого рынка, его исторических фигур и паттернов в рамках динамического подхода.

Длительное время применение статистического и динамического подходов к прогнозированию движения цен на финансовых рынках имело ярко выраженный характер предпочтительности в зависимости от академической или практической направленности исследований соответственно. Однако в последние годы постепенно начинает приобретать популярность аппарат экономико-математического моделирования динамики финансовых рынков, позволяющий совмещать оба подхода. В современной литературе предлагаются различные прогнозные математические модели, учитывающие принципы технического анализа, наработки как регрессионного, так и дифференциального исчисления, а также элементы стохастического моделирования. Множество исследований по данной теме посвящено созданию моделей, позволяющих прогнозировать движение цен на финансовом рынке с помощью учета закономерностей поведения его участников, подразделяющихся на описанные выше кластеры фундаменталистов, чартистов и инвесторов. В качестве примера можно привести известные работы как западных [24–26], так и отечественных авторов [27–30]. Представленные в отмеченных трудах модели обладают функциональной формой, компоненты которой отвечают за конкретные структурные характеристики и статистические особенности динамики исследуемого финансового рынка с точки зрения технического анали-

за. В свою очередь такого рода модели имеют как теоретический характер с использованием математических выкладок и преобразований, так и прикладной с использованием реальных рыночных данных и эконометрических способов оценки.

Данная работа посвящена представлению экономико-математической модели динамики финансовых рынков, позволяющей учитывать принципы технического анализа, заключающиеся в поведенческой кластеризации участников, а также элементы стохастического моделирования. Последнее было реализовано путем использования в модели зависимой от времени компоненты локального уровня, позволяющей контролировать особенности динамики цены, возникающие вследствие ее нахождения в областях определенных исторических торговых уровней, в частности локальных минимумах и максимумах. Анализ подобных эффектов ценообразования применяется на практике большинством профессиональных участников финансового рынка, что в свою очередь делает предлагаемую модель потенциальным рабочим инструментом в рамках динамического подхода к прогнозированию. С другой стороны, экономико-математическая направленность модели, а также возможность построения ее оценки с помощью различных существующих эконометрических методов, позволяют ее применение специалистами, предпочитающими статистический подход к анализу и прогнозированию движения цен на финансовых рынках. Наиболее важным отличием представляемой модели по отношению к моделям, отмеченным выше, является уход от агентно-ориентированного подхода и рассмотрение процесса рыночного ценообразования в рамках основ технического анализа, позволяющего описывать поведение большинства агентов путем объединения их в группы по поведенческим закономерностям. Подобное отличие созданной модели является и ее преимуществом, так как по сравнению с агентно-ориентированным подходом, сводящимся к имитационному моделированию или требующим наличия оригинальных данных по каждому участнику рынка, что является затруднительным, для реального применения представляемой модели требуются исключительно традиционные данные временных рядов финансового рынка, находящиеся, как правило, в свободном доступе.

Экономико-математическая модель прогнозирования динамики финансового рынка

За основу предлагаемой в данной работе модели была взята существующая модель JCM (Jablonska-Capasso-Morale) [31]. В общем виде

модель JCM представляется следующим образом:

$$dY_t^k = [\alpha_t(Y_t^* - Y_t^k) + \beta_t(h(k, \mathbf{Y}_t) - Y_t^k) + \gamma_t(r(k, \mathbf{Y}_t) - Y_t^k)]dt + \sigma_t dW_t^k, \quad (1)$$

где Y_t^k – цена, выставленная участником k в момент времени t , dY_t^k – ее приращение по времени t , Y_t^* – равновесная (справедливая) цена в момент времени t , \mathbf{Y}_t – вектор цен всех участников, $h(k, \mathbf{Y}_t) = E(\mathbf{Y}_t)[E(\mathbf{Y}_t) - M(\mathbf{Y}_t)]$ – функция моментного эффекта в ценообразовании, отражающая влияние отклонения средней цены $E(\mathbf{Y}_t)$ для всех участников от ее наиболее часто повторяющегося значения (моды) $M(\mathbf{Y}_t)$ в момент времени t , $r(k, \mathbf{Y}_t)$ – функция, отражающая наиболее удаленную цену относительно цены участника k , принадлежащую окрестности, вычисляемой как процент от всего множества участников, W_t^k и σ_t – винеровский процесс и его стандартное отклонение для участника k в момент времени t . Коэффициенты α_t , β_t и γ_t зависят от времени t и оценивают степень влияния на цену Y_t^k участника k следующих составляющих рыночной психологии: $(Y_t^* - Y_t^k)$ – влияние расстояния от справедливой равновесной цены, как склонность участника k к подходу фундаменталистов, $(h(k, \mathbf{Y}_t) - Y_t^k)$ – влияние расстояния между средней и наиболее часто повторяющейся ценами, как склонность участника k к подходу чартистов, $(r(k, \mathbf{Y}_t) - Y_t^k)$ – влияние расстояния от наиболее удаленной цены в рассматриваемой группе участников.

Необходимо выделить главную отличительную черту модели JCM (1) по отношению к существующим в соответствующей литературе аналогам, отмеченным выше. Модель JCM была построена с использованием стохастических дифференциальных уравнений Капассо-Моралле [32], применяемых в теории популяционной динамики животных, на основе построения аналогий между поведением членов животной популяции и группой участников финансового рынка. Подобные аналогии проявляются в известных коллективных психологических отклонениях, таких как страх и жадность участников рынка, неплохо описанных в существующих исследованиях по данной теме, например [33]. Таким образом, данная модель позволяет учитывать наиболее популярные (фундаменталисты и чартисты) психологические состояния участников рынка и их коллективное влияние на процесс формирования средней рыночной цены.

Однако модель JCM обладает рядом существенных недостатков, значительно ограничивающих возможность ее применения для анализа и прогнозирования движения цен на реальных финансовых рынках. Во-первых, данная модель является основанной на стохастических уравнениях Капассо-Моралле, применение которых ограничено подходом Лагранжа [34],

состоящего в том, что исследуемые члены животной популяции должны быть одинаковыми, а их множество должно иметь ограниченный и постоянный во времени размер. В свою очередь, количество участников финансового рынка является неограниченным и постоянно меняющимся во времени, где каждый конкретный агент данной популяции обладает различными техническими и финансовыми возможностями и, соответственно, не может считаться абсолютно одинаковым. Во-вторых, модель JCM не учитывает влияние на ценовую динамику основного элемента технического анализа – тренда, определенным образом отражающего поведение третьего кластера участников – инвесторов.

Внесение преобразований, направленных на исправление отмеченных выше недостатков модели JCM, позволило построить новую модель, представлению которой посвящена данная работа. Далее приведены основные преобразования, проведенные автором над моделью JCM (1):

1) замена понятия «участника торгов». В новой модели элемент Y_t^k , отражающий в (1) цену участника k в момент времени t , представляет агрегированное значение цен всех участников в момент времени k , который, в свою очередь, принадлежит более крупному интервалу времени t . Подобное преобразование позволило построить модель, применимую для анализа и прогнозирования динамики любого реального финансового рынка, обладающего неограниченным и непостоянным во времени множеством гетерогенных участников.

2) внесение компоненты, отвечающей за направление присутствующего тренда. Как было отмечено выше, исходная модель JCM (1) не позволяет напрямую контролировать влияние направления присутствующего тренда на ценовую динамику. Поэтому в новую модель была добавлена компонента $\frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial t} (Y_t^* + Y_{t-1}^*)$, представляющая собой среднее значение производных по времени от двух последовательных равновесных цен.

3) внесение компоненты, контролирующей влияние на ценовую динамику ее локальных областей нахождения. Одним из наиболее наглядных подтверждений того, что цены на финансовом рынке не следуют процессу случайного блуждания, является существование исторических торговых уровней, значительно влияющих на динамику цены в определенных локальных окрестностях, называемых специалистами уровнями поддержки и сопротивления. Для контроля за данным эффектом в новую модель была добавлена компонента модели локального уровня μ_t [35].

После имплементации описанных преобразований была получена следующая экономико-математическая модель:

$$dY_t^k = \alpha(Y_t^* - Y_t^k) + \beta(h(k, Y_t) - Y_t^k) + \gamma(r(k, Y_t) - Y_t^k) + \theta \frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial t} (Y_t^* + Y_{t-1}^*) + \mu_t, \quad (2)$$

$$\mu_t = \mu_{t-1} + \varepsilon_t \quad (3)$$

где составляющая $(Y_t^* - Y_t^k)$ иллюстрирует стремление рыночной цены в момент времени k к достижению равновесной во времени t цены Y_t^* , в связи с наличием на рынке кластера участников фундаменталистов, $(h(k, Y_t) - Y_t^k)$ отвечает за моментное свойство рыночного ценообразования, в связи с наличием на рынке кластера участников чартистов, $(r(k, Y_t) - Y_t^k)$ отвечает за воздействие на рыночную динамику наиболее удаленной цены Y_t^k от ее среднего значения на шаге t , $\frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial t} (Y_t^* + Y_{t-1}^*)$ отвечает за зависимость ценовой динамики от направления присутствующего на рынке тренда, в связи с наличием кластера участников инвесторов, μ_t – компонента модели локального уровня, контролирующая эффект от локальных областей нахождения цены. Винеровская компонента шума $\sigma_t dW_t^k$ была заменена на $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma_\varepsilon^2)$. Также в отличие от (1) коэффициенты модели (2)–(3) α , β , γ и θ являются независимыми от времени t , последовательный шаг которого равен единице, вследствие чего при записи новой модели приращение dt было опущено.

Оценка коэффициентов α , β , γ и θ представленной модели была получена с помощью фильтра Калмана [36] со встроенной нейронной сетью [37]. Возможности подобного подхода к оценке моделей представлены в работе [38]. Далее описан общий принцип проведенной оценки. Изначально была построена искусственная нейронная сеть со следующей архитектурой – персептрон с пятью нейронами, четыремя на входе и одним на выходе, соответствующим четырем независимым и одной зависимой переменной уравнения (2) с исключенной компонентой μ_t . Активационной функцией являлась сигмоида единичной крутизны. Обучение было проведено в течение 10 000 итераций с помощью алгоритма обратного распространения ошибки (PROP). Далее исходные значения переменной dY_t^k были заменены ее значениями, полученными на выходе нейронной сети, а затем вся модель (2)–(3) была повторно оценена с помощью традиционной Калмановской фильтрации. Как было показано в работе [38] преимущество первоначальной аппроксимации данных с помощью нейронной сети заключается в ее высокой устойчивости к наличию статистических выбросов, что в свою очередь позволяет улучшать качество последующей оценки коэффициентов с помощью фильтра Калмана, с возможностями применения которого к моделям типа локального уровня можно ознакомиться в исследовании [39].

В качестве рассматриваемой выборки данных были использованы исторические значения обменного курса фунта стерлингов к доллару США GBPUSD за весь 2017 год с шагом в 1 минуту. Частота дискретизации для шагов по времени k и t была задана следующим образом: каждый период времени t содержал 10 последовательных шагов k , равных по длительности 1 минуте. Соответственно переменная Y_t^k представляла собой значение курса GBPUSD в момент времени k . Так как прогноз может строиться для любого момента времени k , принадлежащего шагу t , то в качестве элементов прогнозируемого ряда были использованы каждые первые значения цены GBPUSD, соответствующие $k = 1$, принадлежащие каждому десятиминутному промежутку времени t . Значения равновесной цены Y_t^* для каждого шага по времени t определялись функцией простой скользящей средней с тринадцатью периодами. Выбор в качестве Y_t^* именно такой функции не является принципиальным и может быть изменен любым исследователем на свое усмотрение. Обучающая выборка содержала значения GBPUSD за период с 01.01.2017 по 31.10.2017, в свою очередь оставшиеся данные за период с 01.11.2017 по 31.12.2017 были использованы как тестовое множество. Для построения нейронной сети была использована программа Deductor Acedemic 5.3, в свою очередь оценка фильтром Калмана проведена в статистическом пакете Stata 12 [40]. В табл. 1 представлены полученные значения коэффициентов и соответствующие параметры их оценки.

Таблица 1

Результаты оценки коэффициентов модели (2)–(3)

Коэффициент	Значение	Стандартная ошибка	p-значение
α	0,0747	0,0001	0,0000
β	0,0003	0,0000	0,0000
γ	-0,0158	0,0001	0,0000
θ	-0,0444	0,0005	0,0000
Количество наблюдений			31 666
Статистика χ^2			1 961 004
p-значение (χ^2)			0,0000

Результаты построенной оценки, приведенные в табл. 1, свидетельствуют о статистической значимости (p-значение < 0,05) всех коэффициентов предложенной модели (2)–(3). Далее, в табл. 2, приведены результаты ее прогнозной способности, а также результаты прогнозирования добавленной в целях сравнения модели случайного блуждания (RW), полученные на данных тестового множества исследуемого ряда GBPUSD.

Из представленных результатов можно видеть, что построенная модель (2)–(3), продемонстрировала схожие качества прогноза по

Таблица 2

Результаты прогнозной способности модели (2)–(3)

Показатель	Модель	RW
Максимальная относительная ошибка	0,48%	0,41%
Минимальная относительная ошибка	0,00%	0,00%
Средняя относительная ошибка	0,01%	0,01%
Верные направления прогноза	56,40%	49,80%

сравнению с моделью случайного блуждания (RW) с точки зрения показателей максимальной, минимальной и средней относительных ошибок. Однако, наиболее важным показателем, иллюстрирующим действительно высокие прогнозные способности предложенной модели, является процент верных направлений прогноза, который составил 56,40% при 49,80%, полученных при использовании модели RW, для которой данный процент, независимо от выбора исследуемого рынка, в большинстве случаев составляет приблизительно 50%. В общем виде, применимость любых моделей для описания и прогнозирования динамики финансовых рынков может быть характеризована с помощью данного показателя, или разницы между его абсолютной величиной и 50%.

В целях подтверждения значимости и важности показателя процента правильных направлений прогноза можно привести пример его использования для торговли на рынке бинарных опционов. Данная торговля представляет собой выставление участниками ставок на рост или снижение цены за ограниченный промежуток времени или до конкретных заранее заданных значений. В случае, когда прогноз оказывается верным, участнику возвращается определенный процент от ставки, в противном случае, при неверном прогнозе, участник теряет ставку полностью. Как правило, для большинства существующих брокеров возврат ставки осуществляется в размере 85%, при котором математическое ожидание каждой “игры” определяется по следующей формуле:

$$E = p * x * 0,85 + (1 - p) * (-x), \quad (4)$$

где p представляет собой вероятность правильного прогноза, а x размер начальной ставки.

С помощью формулы (4) можно оценить, что математическое ожидание E будет положительным при условии превышения процента правильных направлений прогноза p порогового значения, равного 54,05%. Как было показано в табл. 2, предложенная модель (2)–(3) позволила продемонстрировать по итогам тестирования на данных рынка GBPUSD процент правиль-

ных направлений прогноза, равный 56,40%, что соответствует положительному математическому ожиданию $0,04$ от начальной ставки или $0,04 * x$. В свою очередь аналогичный результат при использовании модели случайного блуждания составил $-0,08$ или $-0,08 * x$. Экстраполируя подобный результат, можно сделать вывод, что применение предложенной модели для торговли на рынке бинарных опционов обладает потенциалом к получению значительного дохода при совершении большого количества сделок или использовании высоких начальных ставок, в отличие от модели случайного блуждания, применение которой на длительном временном горизонте приведет к получению гарантированного значительного убытка.

Заключение

В данной статье была представлена экономико-математическая модель, позволяющая прогнозировать динамику финансового рынка, учитывая его структурные и характеристические особенности ценообразования с точки зрения коллективного воздействия участников и эффекта их кластеризации. Важнейшим преимуществом новой предложенной модели перед существующими в литературе аналогами, отмеченными в работе, является реализация в ней концепции зависимости динамики цены от локальных областей ее нахождения, а также уход от агентно-ориентированного подхода в пользу обобщения его элементов в рамках традиционного технического анализа. Представленная модель продемонстрировала высокие прогнозные способности на данных рассмотренного рынка GBPUSD, в особенности с точки зрения процента правильных направлений прогноза 56,40%, что, как было показано в качестве примера, превышает пороговую вероятность 54,05%, соответствующую положительному математическому ожиданию торговли на рынке бинарных опционов для большинства существующих брокеров.

Необходимо отметить, что предложенная модель одновременно опирается на описанные в работе статистический и динамический подходы к прогнозированию, состоящие в применении элементов технического анализа и аппарата регрессионного исчисления соответственно, что в свою очередь делает ее удобной к использованию профессиональными участниками рынка в качестве рабочего инструмента для формирования обоснованных прогнозов и специалистами, занимающимися теоретическими исследованиями рыночного ценообразования.

Литература

1. Cootner P.H. The Random Character of Stock Market Prices. Cambridge, MA: MIT Press, 1964. P. 17–78.
2. Pearson K. Problem of the Random Walk // *Nature*. 1905. Vol. 72. No. 1865. 294 p. <http://dx.doi.org/10.1038/072294b0>
3. Fama E.F., Malkiel B.G. Efficient capital markets: A review of theory and empirical work // *Journal of Finance*. 1970. Vol. 25. No. 2. P. 383–417. doi: <http://dx.doi.org/10.2307/2325486>
4. Samuelson P.A. Proof That Properly Anticipated Prices Fluctuate Randomly // *Industrial Management Review*. 1965. Vol. 6. P. 41–49.
5. Bernard V.L., Thomas J.K. Evidence that stock prices do not fully reflect the implications of current earnings for future earnings // *Journal of Accounting and Economics*. 1990. Vol. 13. P. 305–340. [http://dx.doi.org/10.1016/0165-4101\(90\)90008-R](http://dx.doi.org/10.1016/0165-4101(90)90008-R)
6. Chowdhury M., Howe J.S., Lin J. The relation between aggregate insider transaction and stock market returns // *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*. 1993. Vol. 28. No. 3. P. 431–437. <http://dx.doi.org/10.2307/2331423>
7. Pettit R.R., Venkatesh R.R. Insider Trading and Long-Run Return Performance // *Financial Management*. 1995. Vol. 24. No. 2. P. 88–103. <http://dx.doi.org/10.2307/3665537>
8. Mandelbrot B.B., Van Ness J.W. Fractional Brownian motions, fractional noises and applications // *SIAM Rev.* 1968. Vol. 10. No. 4. P. 422–437. <https://doi.org/10.1137/1010093>
9. Mandelbrot B.B. The Pareto-Levy law and the distribution of income // *International Economic Review*. 1960. Vol. 1. No. 2. P. 79–106. <http://dx.doi.org/10.2307/2525289>
10. Mandelbrot B.B. The Stable Paretian Income Distribution, when the Apparent Exponent is Near Two // *International Economic Review*. 1963. Vol. 4. No. 1. P. 111–115. <http://dx.doi.org/10.2307/2525463>
11. Engle R.F. Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom inflation // *Econometrica*. 1982. Vol. 50. No. 4. P. 987–1007. <http://dx.doi.org/10.2307/1912773>
12. Whittle P. Hypothesis Testing in Time Series Analysis // Uppsala University. 1951. 42 p.
13. Box G.E.P., Jenkins G.M. *Time Series Analysis: Forecasting and Control*, 2nd ed. San Francisco: Holden Day. 1976.
14. Schannep J. *Dow theory for the 21th century: Technical indicators for improving your investment results*. New York: John Wiley and Sons. 2008.
15. Mark N.C. Exchange rates and fundamentals: Evidence on long-horizon predictability // *American Economic Review*. 1995. Vol. 85. P. 201–218.
16. Kilian L. Exchange rates and monetary fundamentals: what do we learn from long-horizon regressions? // *Journal of Applied Econometrics*. 1999.

References

1. Cootner P.H. The Random Character of Stock Market Prices. Cambridge, MA: MIT Press, 1964. P. 17–78.
2. Pearson K. Problem of the Random Walk. *Nature*. 1905. Vol. 72. No.1865. 294 p. <http://dx.doi.org/10.1038/072294b0>
3. Fama E.F., Malkiel B.G. Efficient capital markets: A review of theory and empirical work. *Journal of Finance*. 1970. Vol. 25. No. 2. P. 383–417. <http://dx.doi.org/10.2307/2325486>
4. Samuelson P.A. Proof That Properly Anticipated Prices Fluctuate Randomly. *Industrial Management Review*. 1965. Vol. 6. P. 41–49.
5. Bernard V.L., Thomas J.K. Evidence that stock prices do not fully reflect the implications of current earnings for future earnings. *Journal of Accounting and Economics*. 1990. Vol. 13. P. 305–340. [http://dx.doi.org/10.1016/0165-4101\(90\)90008-R](http://dx.doi.org/10.1016/0165-4101(90)90008-R)
6. Chowdhury M., Howe J.S., Lin J. The relation between aggregate insider transaction and stock market returns. *The Journal of Financial and Quantitative Analysis*. 1993. Vol. 28. No. 3. P. 431–437. <http://dx.doi.org/10.2307/2331423>
7. Pettit R.R., Venkatesh R.R. Insider Trading and Long-Run Return Performance. *Financial Management*. 1995. Vol. 24. No. 2. P. 88–103. <http://dx.doi.org/10.2307/3665537>
8. Mandelbrot B.B., Van Ness J.W. Fractional Brownian motions, fractional noises and applications. *SIAM Rev.* 1968. Vol. 10. No. 4. P. 422–437. <https://doi.org/10.1137/1010093>
9. Mandelbrot B.B. The Pareto-Levy law and the distribution of income. *International Economic Review*. 1960. Vol. 1. No. 2. P. 79–106. <http://dx.doi.org/10.2307/2525289>
10. Mandelbrot B.B. The Stable Paretian Income Distribution, when the Apparent Exponent is Near Two. *International Economic Review*. 1963. Vol. 4. No. 1. P. 111–115. <http://dx.doi.org/10.2307/2525463>
11. Engle R.F. Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom inflation. *Econometrica*. 1982. Vol. 50. No. 4. P. 987–1007. <http://dx.doi.org/10.2307/1912773>
12. Whittle P. Hypothesis Testing in Time Series Analysis. Uppsala University. 1951. 42 p.
13. Box G.E.P., Jenkins G.M. *Time Series Analysis: Forecasting and Control*, 2nd ed. San Francisco: Holden Day. 1976.
14. Schannep J. *Dow theory for the 21th century: Technical indicators for improving your investment results*. New York: John Wiley and Sons. 2008.
15. Mark N.C. Exchange rates and fundamentals: Evidence on long-horizon predictability. *American Economic Review*. 1995. Vol. 85. P. 201–218.
16. Kilian L. Exchange rates and monetary fundamentals: what do we learn from long-horizon regressions? *Journal of Applied Econometrics*. 1999.

Vol. 14. No. 5. P. 491–510. [http://dx.doi.org/10.1002/\(SICI\)1099-1255\(199909/10\)14:5%3C491::AID-JAE527%3E3.0.CO;2-D](http://dx.doi.org/10.1002/(SICI)1099-1255(199909/10)14:5%3C491::AID-JAE527%3E3.0.CO;2-D)

17. Day R., Huang W. Bulls, bears and market sheep // *Journal of Economic Behavior and Organization*. 1990. Vol. 14. No. 3. P. 299–329. [http://dx.doi.org/10.1016/0167-2681\(90\)90061-H](http://dx.doi.org/10.1016/0167-2681(90)90061-H)

18. Глухов В.В., Бахрамов Ю.М. Финансовый менеджмент: Участники рынка, инструменты, решения. СПб.: Специальная литература, 1995. 430 с.

19. Elliott R.N. *Elliot's Masterworks: the Definitive Collection*. Gainesville: New Classics Library, 1994.

20. Мерфи Дж. Технический анализ фьючерсных рынков. М.: Сокол, 1996.

21. Prechter R.R., Frost A.J. *Elliot wave principle key to market behavior*. Gainesville: New Classics Library, 1978.

22. James N.K., Liu R., Kwong W.M. Automatic extraction and identification of chart patterns towards financial forecast // *Applied Soft Computing*. 2007. Vol. 7. No. 4. P. 1197–1208.

23. Jar-Long W., Shu-Hui C. Stock market trading rule discovery using pattern recognition and technical analysis // *Expert Systems with Applications*. 2007. Vol. 33. No. 2. P. 304–315.

24. Brock W.A., Hommes C.H. Heterogeneous beliefs and routes to chaos in a simple asset pricing model // *Journal of Economic Dynamics and Control*. 1998. Vol. 22. No. 8–9. P. 1235–1274. [http://dx.doi.org/10.1016/S0165-1889\(98\)00011-6](http://dx.doi.org/10.1016/S0165-1889(98)00011-6)

25. Lux T., Marchesi M. Scaling and criticality in a stochastic multi-agent model of a financial market // *Nature*. 1999. Vol. 397. P. 498–500. <http://dx.doi.org/10.1038/17290>

26. Boswijk P., Hommes C., Manzan S. Behavioral heterogeneity in stock prices // *Journal of Economic Dynamics and Control*. 2007. Vol. 31. P. 1938–1970.

27. Арбузов В.О., Ивлиев С.В. К вопросу идентификации высокочастотных трейдеров на финансовом рынке // *Вестник Пермского гос. ун-та / серия «Экономика»*. 2014. № 2. С. 24–30.

28. Арбузов В.О. К вопросу использования имитационных моделей финансового рынка для прогнозирования последствий регулирования минимального изменения цены // *Вестник Пермского ун-та / серия «Экономика»*. 2014. № 4. С. 13–23.

29. Гисин В.Б., Шаповал А.Б., Лунева Е.П. Агентно-ориентированные модели фондового рынка // *Вестник Финансового университета*. 2008. № 4. С. 57–67.

30. Лебедева Т.С., Ковалевский Д.В. Стохастическая динамика цен в модели финансового рынка с шумовыми агентами различных типов // *Научный журнал КубГАУ*. 2015. Т. 10. № 114. С. 1489–1501.

31. Jablonska M., Kauranne T. Multi-agent stochastic simulation for the electricity spot

Vol. 14. No. 5. P. 491–510. [http://dx.doi.org/10.1002/\(SICI\)1099-1255\(199909/10\)14:5%3C491::AID-JAE527%3E3.0.CO;2-D](http://dx.doi.org/10.1002/(SICI)1099-1255(199909/10)14:5%3C491::AID-JAE527%3E3.0.CO;2-D)

17. Day R., Huang W. Bulls, bears and market sheep. *Journal of Economic Behavior and Organization*. 1990. Vol. 14. No. 3. P. 299–329. [http://dx.doi.org/10.1016/0167-2681\(90\)90061-H](http://dx.doi.org/10.1016/0167-2681(90)90061-H)

18. Glukhov V.V., Bakhranov YU.M. *Finansovyy menedzhment: Uchastniki rynka, instrumenty, resheniya*. Saint Petersburg: Spetsial'naya literatura, 1995. 430 p. (In Russ.)

19. Elliott R.N. *Elliot's Masterworks: the Definitive Collection*. Gainesville: New Classics Library, 1994.

20. Merfi Dzh. *Tekhnicheskiy analiz fyuchersnykh rynkov*. Moscow: Sokol, 1996.

21. Prechter R.R., Frost A.J. *Elliot wave principle key to market behavior*. Gainesville: New Classics Library, 1978.

22. James N.K., Liu R., Kwong W.M. Automatic extraction and identification of chart patterns towards financial forecast. *Applied Soft Computing*. 2007. Vol. 7. No. 4. P. 1197–1208.

23. Jar-Long W., Shu-Hui C. Stock market trading rule discovery using pattern recognition and technical analysis. *Expert Systems with Applications*. 2007. Vol. 33. No. 2. P. 304–315.

24. Brock W.A., Hommes C.H. Heterogeneous beliefs and routes to chaos in a simple asset pricing model. *Journal of Economic Dynamics and Control*. 1998. Vol. 22. No. 8–9. P. 1235–1274. [http://dx.doi.org/10.1016/S0165-1889\(98\)00011-6](http://dx.doi.org/10.1016/S0165-1889(98)00011-6)

25. Lux T., Marchesi M. Scaling and criticality in a stochastic multi-agent model of a financial market. *Nature*. 1999. Vol. 397. P. 498–500. <http://dx.doi.org/10.1038/17290>

26. Boswijk P., Hommes C., Manzan S. Behavioral heterogeneity in stock prices. *Journal of Economic Dynamics and Control*. 2007. Vol. 31. P. 1938–1970.

27. Arbuzov V.O., Ivliyev S.V. K voprosu identifikatsii vysokochastotnykh treyдеров na finansovom rynke. *Vestnik Permskogo gos. un-ta / seriya «Ekonomika»*. 2014. No. 2. P. 24–30. (In Russ.)

28. Arbuzov, V.O. K voprosu ispol'zovaniya imitatsionnykh modeley finansovogo rynka dlya prognozirovaniya posledstviy regulirovaniya minimal'nogo izmeneniya tseny. *Vestnik Permskogo un-ta / seriya «Ekonomika»*. 2014. No. 4. P. 13–23. (In Russ.)

29. Gisin V.B., Shapoval A.B., Luneva E.P. Agentno-oriyentirovannyye modeli fondovogo rynka // *Vestnik Finansovogo universiteta*. 2008. No. 4. P. 57–67. (In Russ.)

30. Lebedeva T.S., Kovalevskiy D.V. Stokhasticheskaya dinamika tsen v modeli finansovogo rynka s shumovymi agentami razlichnykh tipov. *Nauchnyy zhurnal KubGAU*. 2015. Vol.10. No. 114. P. 1489–1501. (In Russ.)

31. Jablonska M., Kauranne T. Multi-agent stochastic simulation for the electricity spot

market price // Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems. 2011. Vol. 8. P. 3–14.

32. Morale D., Capasso V., Oelschläge K. An interacting particle system modelling aggregation behavior: from individuals to populations // Journal of mathematical biology. 2005. Vol. 50. № 1. 4966 p. <http://dx.doi.org/10.1007/s00285-004-0279-1>

33. Frank H.W. Greed, fear and stock market dynamics // Physica A. 2004. Vol. 343. P. 635–642.

34. Durrett R. Levin S.A. The importance of being discrete (and spatial) // Theoretical Population Biology. 1994. Vol. 46. No. 3. P. 363–394. <http://dx.doi.org/10.1006/tpbi.1994.1032>

35. Durbin J., Koopman S.J. A simple and efficient simulation smoother for state space time series analysis // Biometrika. 2002. Vol. 89. No. 3. P. 603–615. <http://dx.doi.org/10.1093/biomet/89.3.603>

36. Kalman R.E. A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems // Trans. ASME, Journal of Basic Engineering. 1960. Vol. 82. No. 1. P. 35–45. <http://dx.doi.org/10.1115/1.3662552>

37. Галушкин А.И. Нейронные сети: основы теории. М.: Горячая линия Телеком, 2010. 496 с.

38. Bolland P.J., Connor J. A constrained neural network kalman filter for price estimation in high frequency financial data // International Journal of Neural Systems. 1997. Vol. 8. No. 4. P. 399–415. <http://dx.doi.org/10.1142/S0129065797000409>

39. Мусин А.Р. Сравнение качества прогнозных моделей валютного рынка с применением калмановской фильтрации и традиционных моделей временных рядов // Интернет-журнал «НАУКОВЕДЕНИЕ». 2017. № 3. С. 1–11.

40. Цыпин А.П., Сорокин А.С. Статистические пакеты программ в социально-экономических исследованиях // Азимут научных исследований: экономика и управление. 2016. Т. 5. № 4. С. 379–384.

market price. Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems. 2011. Vol. 8. P. 3–14.

32. Morale D., Capasso V., Oelschläge K. An interacting particle system modelling aggregation behavior: from individuals to populations. Journal of mathematical biology. 2005. Vol. 50. No. 1. 4966 p. <http://dx.doi.org/10.1007/s00285-004-0279-1>

33. Frank H.W. Greed, fear and stock market dynamics. Physica A. 2004. Vol. 343. P. 635–642.

34. Durrett R. Levin S.A. The importance of being discrete (and spatial). Theoretical Population Biology. 1994. Vol. 46. No. 3. P. 363–394. <http://dx.doi.org/10.1006/tpbi.1994.1032>

35. Durbin J., Koopman S.J. A simple and efficient simulation smoother for state space time series analysis. Biometrika. 2002. Vol. 89. No. 3. P. 603–615. <http://dx.doi.org/10.1093/biomet/89.3.603>

36. Kalman R.E. A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems. Trans. ASME, Journal of Basic Engineering. 1960. Vol. 82. No. 1. P. 35–45. <http://dx.doi.org/10.1115/1.3662552>

37. Galushkin A.I. Neyronnyye seti: osnovy teorii. Moscow: Goryachyaya liniya Telekom, 2010. 496 p.

38. Bolland P.J., Connor J. A constrained neural network kalman filter for price estimation in high frequency financial data. International Journal of Neural Systems. 1997. Vol. 8. No. 4. P. 399–415. <http://dx.doi.org/10.1142/S0129065797000409>

39. Musin A.R. Sravneniye kachestva prognoznykh modeley valyutnogo rynka s primeneniym kalmanovskoy fil'tratsii i traditsionnykh modeley vremennykh ryadov. Internet-zhurnal «NAUKOVEDENIE». 2017. No. 3. P. 1–11. (In Russ.)

40. TSypin A.P., Sorokin A.S. Statisticheskiye pakety programm v sotsial'no-ekonomicheskikh issledovaniyakh. Azimut nauchnykh issledovaniy: ekonomika i upravleniye. 2016. Vol. 5. No. 4. P. 379–384. (In Russ.)

Сведения об авторе

Артур Рустамович Мусин

Московский финансово-промышленный университет «СИНЕРГИЯ»

E-mail: amusin@nes.ru

Information about the author

Artur R. Musin

Moscow University for Industry and Finance «SYNERGY» University

E-mail: amusin@nes.ru