

АНАЛИЗ МЕТОДОВ СРЕДНЕСРОЧНОГО ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ПРОЦЕССОВ СО СТРУКТУРНЫМИ СДВИГАМИ НА ФИНАНСОВЫХ И ТОВАРНЫХ РЫНКАХ[#]

З. К. Авдеева*, Е. А. Гребенюк**, С. В. Коврига***

Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН, г. Москва

*✉ avdeeva@ipu.ru, **✉ lngrebenuk12@yandex.ru, ***✉ kovriga@ipu.ru

Аннотация. Рассматриваются методы формирования среднесрочного прогноза цен на финансовых и товарных рынках. Прогнозируемые процессы являются нестационарными, нелинейными, в них присутствуют структурные сдвиги, возникающие вследствие системных изменений в структуре рынка и оказывающих воздействие на него экстремальных событий. С увеличением горизонта прогноза вероятность возникновения структурных сдвигов возрастает, поэтому возникает задача прогнозирования с учетом возможных изменений в процессе на горизонте прогноза. Для прогнозирования будущих изменений рассматриваемого процесса необходимо расширение информационного поля, на котором формируется прогноз: включение экспертных суждений, результатов качественного анализа процессов, например, с применением методов фундаментального анализа, когнитивного анализа и алгоритмов их реализации. Построение среднесрочных прогнозов цен на финансовых и товарных рынках является необходимым элементом в решении задач планирования и управления социально-экономическими и производственными системами, а также в решении задач инвестиционного управления. В настоящем обзоре рассмотрены особенности прогнозируемых процессов, определяющие требования к методам формирования среднесрочных прогнозов, их реализации и отбору включаемой в прогноз информации, необходимой для обнаружения будущих изменений в процессе и причинных факторов их возникновения. Рассмотрены модели и методы статистического прогнозирования, искусственного интеллекта и фрактального анализа, а также методы, использующие в алгоритме прогнозирования информацию из различных источников: экспертных, новостных, данных поисковых систем. Проведено обобщение результатов обзора в контексте решения задачи среднесрочного прогнозирования. В заключении обозначены перспективные, по мнению авторов, направления исследований в этой области.

Ключевые слова: товарные и финансовые рынки, временные ряды, структурные сдвиги, среднесрочное прогнозирование.

ВВЕДЕНИЕ

Среднесрочные прогнозы цен на финансовых и товарных рынках играют важную роль не только в стратегическом планировании развития мировой и региональной экономики, но и в управлении разви-

тием сложных систем междисциплинарной природы (социально-экономических, экономико-технических и др.).

Задача формирования прогнозов рыночных цен на один-два года вперед представляет собой одну из важных практических задач среднесрочного прогнозирования. Формирование прогнозов цен на сырье, комплектующие, продовольственные товары на один-два года вперед с помесечным разби-

[#] Работа выполнена при частичной финансовой поддержке Российского научного фонда (грант № 23-21-00455).

нием является необходимым элементом планирования закупок и управления запасами предприятия, а повышение точности прогноза имеет решающее значение для снижения издержек. Другой задачей, необходимым элементом которой является среднесрочное прогнозирование цен, является задача стратегического планирования развития социально-экономических систем, в частности конъюнктурное прогнозирование рынка при планировании и управлении внешнеэкономической деятельностью [1] и инвестиционное управление.

Современный финансовый и товарный рынки представляют собой сложную систему. С начала 2000-х гг. произошли глубокие изменения в механизмах ценообразования, финансовые рынки стали влиять на формирование мировых цен на сырье. Результат финансиализации – резкое усложнение причинно-следственных связей, формирующих мировые цены на сырье. Кроме обычных фундаментальных факторов (запасы, спрос, производство, технологии, геополитические риски, цикличность) одновременно действуют финансовые факторы (инфляция, валютные курсы, спрос и предложение на финансовых рынках, их корреляция, микроструктура и т. п.) [2].

Необходимо отметить, что несмотря на большое количество цифровых данных, характеризующих все перечисленные факторы, нужного их объема и качества недостаточно для решения задач среднесрочного и долгосрочного прогнозирования. Для оценки долгосрочной перспективы в основном используются экспертные и сценарные прогнозы, хотя некоторые эмпирические исследования оспаривают ценность рекомендаций экспертов и качественных прогнозов [3], в особенности когда речь идет о более длинных горизонтах.

На фоне широкого освещения в литературе методов прогнозирования ближайшего будущего наблюдается возрастающее внимание к решению задач построения среднесрочных прогнозов. В отдельных публикациях для решения этой задачи применяются методы краткосрочного прогнозирования; предлагаются разные подходы для снижения неопределенности в условиях возможного возникновения структурных сдвигов на горизонте прогноза. Однако сохраняется актуальность исследовательской проблемы: что делать, если среднесрочные прогнозы становятся ненадежными через определенное время, когда на горизонте прогноза происходят изменения?

Стоит отметить, что задачи среднесрочного прогнозирования, помимо области финансовых и

товарных рынков, ставятся в таких областях, как прогнозирование сетевого и дорожного трафика, энергопотребления, погоды (силы ветра, солнечной активности), распространения заболеваний (см., например, работу [4]). В этих областях при построении среднесрочных прогнозов в основном стоит проблема учета связанных процессов и несистемных параметров, однако сами процессы обозримы и поддаются структуризации. В отличие от них цены на финансовых и товарных рынках подвержены влиянию многих неоднородных параметров, но самое главное – событий, что обязывает учитывать в модели прогнозирования несистемные изменения в процессах, начиная от изменений на связанных рынках и заканчивая новостным фоном, т. е. рассматриваемые процессы в большей степени не структурированы.

Выбор метода прогнозирования зависит от ряда факторов: свойств прогнозируемого ряда (случайное блуждание или фрактальный процесс); регулярности решения задачи (одноразовый или повторяющийся процесс); формы представления прогноза (конкретное значение, конкретное значение и/или интервал, направление тренда – восходящий, нисходящий, направление тренда и оценка его продолжительности); длины горизонта прогноза; типа информации и данных о прогнозируемом процессе, их доступности и полноте; требований к точности прогноза.

Среди методов прогнозирования выделяются методы, которые опираются на количественные временные данные, характеризующие прогнозируемый процесс, на качественные временные данные поисковых систем, новостных лент, характеризующие интенсивность, тональность информации, связанной с тематикой прогнозируемого процесса, и на экспертную информацию.

До применения на финансовых и товарных рынках глубокого обучения широко распространены были линейные гауссовские модели, которые используют окно текущей информации для прогнозирования следующего временного шага: интегрированная модель авторегрессии – скользящего среднего – (англ. *autoregressive integrated moving average*, ARIMA), векторные модели авторегрессии – VAR (*vector autoregression*) и VECM (*vector error correction model*). Для описания кластеризации волатильности, отклонений распределения доходностей от нормального распределения были предложены нелинейные условно гауссовские модели: ARCH (*autoregressive conditional heteroscedasticity*), GARCH (*generalized autoregressive*



conditional heteroskedasticity), FIGARCH (*fractionally integrated generalized autoregressive conditional heteroskedasticity*) и др.

В последние годы для анализа и прогнозирования наряду со статистическими моделями активно применяются методы искусственного интеллекта (ИИ) – машинного обучения, глубокого обучения и гибридные модели, сочетающие в себе комбинации различных подходов к решению задачи прогнозирования. Методы машинного обучения, такие как метод случайного леса, метод опорных векторов (англ. *support vector machine*, SVM), метод k ближайших соседей, логистический регрессионный анализ и пр., применяются для решения задачи прогноза и, в отличие от линейных моделей, могут хорошо справляться с нелинейностями. Однако они функционируют в рамках общей модели прогнозирования, решающей задачу обучения: например, минимизации ошибки прогноза, сокращения времени обучения или объема вычислений и т. п. Методы глубокого обучения позволяют уменьшить допустимые предположения о модели и улучшать решения путем извлечения необходимой информации из данных. В настоящее время для прогнозирования процессов на финансовых и товарных рынках широко используются нейросетевые модели глубокого обучения, их высокая способность к обучению позволяет расширить состав и объем информации об изменениях в прогнозируемом процессе и извлекать важные характеристики из данных при прогнозировании колебаний и тенденций рынка. В последние годы усиливается тенденция к созданию гибридных моделей глубокого обучения, которые сочетают статистические компоненты и компоненты глубокого обучения, используя преимущества обоих направлений.

Помимо количественных методов при построении прогноза применяют экспертные методы: сетевые модели представления знаний об объекте прогнозирования и связанных с ними факторах, событиях, объясняющих переменных; байесовские сети, сети убеждений; методы, основанные на суждениях (*judgement forecasting methods*), когда эксперты указывают конкретное значение, либо «вероятность» какого-то значения на горизонте [5].

Для повышения эффективности среднесрочных прогнозов актуально расширение информационного поля, на котором формируется прогноз: включение результатов фундаментального и когнитивного анализа, оценок влияния системных изменений на рынке, эффектов воздействия внешних событий, экспертных суждений, качественных факторов влияния на процесс в среднесрочной пер-

спективе, формируемых с использованием текстовой информации.

Для расширения информационного поля путем увеличения объема и улучшения качества обработки входной информации при прогнозировании применяются ансамблевые и гибридные модели. К первым относятся модели, результатом применения которых является прогноз, полученный из прогнозов, сформированных моделями ансамбля. Гибридные модели объединяют различные этапы построения прогноза, каждый из которых может быть выполнен различными методами: наряду со статистическими применяют интеллектуальные вычислительные методы, такие как искусственные нейронные сети, нечеткую логику, генетические алгоритмы и другие эволюционные методы для прогнозирования на финансовых и товарных рынках [6–8] и т. д.

В настоящем обзоре предпринята попытка анализа подходов к построению прогнозов цен с помесячным разбиением, которые были бы полезны в задачах прогнозирования как в пределах года, так и на один-два года вперед. В контексте повышения точности прогнозов в обзоре рассматривается современное состояние моделей, методов и алгоритмов, применимых для формирования среднесрочных прогнозов процессов со структурными сдвигами, включая методы расширения информационного поля как с помощью расширения набора временных рядов, так и путем включения экспертной информации и результатов работы систем обработки и структуризации информации.

В разделе § 1 описываются особенности объектов прогнозирования на товарных и финансовых рынках, которые определяют требования к прогнозу и методам его реализации. В § 2 приведена общая характеристика применяемого для решения задач прогнозирования аппарата моделирования и рассмотрены различные модели и методы анализа и прогноза цен на товарных и финансовых рынках: статистические методы, методы глубокого обучения, гибридные модели и методы фрактального анализа. В § 3 рассматриваются методы, направленные на расширение информационного поля путем использования количественной и качественной информации, извлеченной из внешних источников и включаемой в математические прогнозы: использование данных поисковых систем, анализ влияния внешних событий, применение экспертной информации. В § 4 представлено обобщение результатов проведенного обзора, в заключении обозначены некоторые перспективные направления развития методов построения среднесрочного прогноза для решения рассмотренных задач.

1. ОСОБЕННОСТИ ОБЪЕКТОВ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ И ОСНОВНЫХ ФАКТОРОВ, ВЛИЯЮЩИХ НА ВОЗНИКНОВЕНИЕ СТРУКТУРНЫХ СДВИГОВ РАЗЛИЧНОГО ТИПА

Объект прогнозирования описывается нестационарным временным рядом или группой временных рядов, динамика которых может изменяться вследствие влияния экзогенных (кризисов, природных катаклизмов, войн и т. п.) и эндогенных факторов (взаимозависимости рынков, отраслевых и макрофинансовых воздействий [9], изменений рыночной цены на конкретный продукт из-за удорожания транспортировки, разорения или изменения состава поставщиков, возникновения сильного конкурента и пр.).

Каждая из компонент прогнозируемого объекта в момент времени t зависит от:

- своих прошлых значений;
- прошлых значений других компонент процесса;
- прошлых значений других процессов, имеющих причинно-следственные связи с прогнозируемым;
- экстремальных событий, происходящих во внешней среде (важные правительственные решения, кризисы, эпидемии, войны, техногенные и природные катаклизмы);
- экзогенных и эндогенных факторов, влияющих на процесс, которые могут проявляться изменениями динамики процесса или быть выявленными по результатам обработки и анализа экспертной информации.

Факторы влияния на процесс могут быть описаны:

- временными рядами макропоказателей, курсов мировых валют, мировых цен на нефть и на товары ведущих отраслей промышленности, на транспортировку, электричество и пр.;
- сигналами различного вида, полученными в результате структурирования экспертных знаний о состоянии и направлении влияния факторов на текущее состояние среды и объекта.

Результатом воздействия факторов влияния на рынок являются структурные сдвиги, причинами возникновения которых могут служить [9–11]:

- изменения динамики ВВП и других макроэкономических показателей, таких как инфляция, ключевая процентная ставка Центрального банка, уровень занятости и оплаты труда;
- спекуляции, изменения в предпочтениях инвесторов, эпизодические события (катастрофы, пандемии, войны и пр.);

– изменения в спросе и предложении на ключевые сырьевые и продовольственные товары: нефть, газ, цветные металлы, пшеницу, сахар;

– образование новых секторов рынка.

Финансовый и товарный рынки связаны между собой причем, начиная с 2000 г. наблюдается повышение корреляции между ними, рост интереса финансовых инвесторов к товарному рынку, расширение возможностей диверсификации портфелей путем размещения в них продуктов различных рынков [12, 13]. В работе [14] исследован характер временных связей между товарным и финансовым рынками во время финансиализации товарных рынков и после кризиса 2008 г. Отмечается, что интерес финансовых инвесторов к товарным рынкам растет, их участие осуществляется посредством прямых или косвенных инвестиций в товарные фьючерсы, а увеличение корреляции между рынками не связано с финансовым кризисом.

Особенности современных финансового и товарного рынков – глобализация, совершенствование цифровых технологий, сокращение государственного регулирования индустрии финансовых услуг, важность продуктовых инноваций и пр. – приводят к существенным изменениям их динамики и вызывают необходимость усовершенствования моделей прогнозирования.

Для выявления и анализа факторов влияния на прогнозируемый объект, оценки их направления и силы воздействия применяются различные методы:

- Фундаментальный анализ, позволяющий выявить причинно-следственные связи макроэкономических показателей и индикаторов состояния рынка с прогнозируемым показателем, а также оценить финансовое состояние компаний, чьи товары или финансовые инструменты присутствуют на рынке. Фундаментальный анализ исследует экономические факторы, которые могут влиять на движение рынка, поэтому его результаты являются полезными для среднесрочного прогнозирования.

- Построение и анализ (сценарное моделирование) нечетких когнитивных карт (НКК) ситуации¹ [16, 17], направленных:

¹ Термин «нечеткая когнитивная карта» (предложен Б. Коско [15]) общепринят в зарубежных публикациях, связанных с исследованием динамических систем в контексте мягких вычислений. НКК представляют собой графовую структуру отображения причинно-следственных рассуждений, где нечеткость обусловлена размытой (неоднозначной) степенью причинности (силой влияния) между размытыми причинными концептами (факторами) [15]. В отечественных публикациях большее распространение получил термин «когнитивная карта», по смыслу он не отличается. В данном обзоре с учетом смысла этого понятия используется НКК независимо от того, какой термин используется в цитируемых публикациях.



– на систематизацию и агрегирование экспертных знаний о контролируемом объекте и его внешней среде, отражающих причинно-следственные связи значимых факторов влияния на объект, на основе структуризации и формализации экспертных знаний и информации из разнородных источников (в частности, с использованием результатов фундаментального анализа);

– на организацию направленного поиска наборов данных при мониторинге разнородных источников информации.

Сложность задачи прогнозирования заключается в наличии в процессах, протекающих на рассматриваемых рынках, структурных сдвигов (скачков уровня или волатильности, изменения трендов, характера взаимодействия между объектом прогнозирования и другими процессами, возникающими на финансовых и товарных рынках под воздействием экзогенных и эндогенных факторов). Структурные сдвиги прогнозируемого показателя изменяют его динамику и увеличивают ошибку прогноза, которая также может служить сигналом об изменении и/или о необходимости коррекции модели прогнозирования вследствие изменения силы и направленности воздействий факторов, влияющих на рынок. Поэтому при формировании прогноза и на его горизонте необходимо учитывать не только изменения значений прогнозируемого показателя, но и изменения влияющих на него факторов. Примерами таких факторов могут служить внешние регулярные и экстремальные события, изменения в структуре рынка, настроениях инвесторов, характере взаимодействия между спросом и предложением.

Наличие указанных изменений в прогнозируемом процессе создает проблемы в применении традиционных гауссовских моделей временного ряда: (ARIMA, VAR, VECM), которые предназначены для описания линейных процессов. Построение таких моделей без учета возникающих в процессе структурных сдвигов, как показали результаты анализа, приводит к ошибкам и ухудшению качества прогнозов. Дж. Сток и М. Ватсон по результатам исследования 76-ти месячных временных рядов в США обнаружили нестабильность параметров в значительной части своих моделей [18]. Эти исследования положили начало разработке методов прогнозирования, учитывающих изменения свойств рассматриваемого процесса.

Помимо стандартных шагов построения модели прогноза возникает необходимость включения в процесс прогнозирования алгоритмов мониторинга обнаружения структурных изменений в рассматриваемом процессе [19, 20] и – в отдельных случаях – прогнозирования таких изменений.

В силу специфики применения результатов среднесрочного прогнозирования в процессах текущего планирования и управления в большинстве задач конечной целью является формирование прогнозов с помесечным или поквартальным разбиением, что вызывает необходимость построения многошаговых прогнозов.

2. АНАЛИЗ МОДЕЛЕЙ И МЕТОДОВ ПОСТРОЕНИЯ ПРОГНОЗОВ ПРИМЕНИТЕЛЬНО К СРЕДНЕСРОЧНОМУ ПРОГНОЗИРОВАНИЮ

В ходе обзора была собрана выборка публикаций по методам анализа процессов на товарных и финансовых рынках и методам построения среднесрочных прогнозов, в которую попали около 200 работ, опубликованных за последние 20 лет, когда начался бум применения методов анализа накопленных данных. Среди них нет работ, полностью удовлетворяющих всем требованиям, предъявляемым к процедуре среднесрочного прогнозирования нестационарных процессов со структурными сдвигами на горизонте прогноза, поэтому акцент был сделан на освещение отдельных моделей, методов и алгоритмов, повышающих точность прогноза или решающих отдельные задачи для улучшения процедуры прогнозирования. Помимо этого авторы сочли необходимым включить результаты более давнего периода, в которых предложены актуальные методы решения отдельных задач. В конечном итоге целью исследования стал выбор полезных и прошедших проверку моделей, методов и алгоритмов решения задачи среднесрочного прогнозирования нестационарных процессов со структурными сдвигами с указанием условий их применения.

2.1. Общая характеристика применяемого аппарата моделирования для решения задач прогнозирования: исторический экскурс

Как было отмечено в разделе § 1, процессы на финансовых и товарных рынках являются нестационарными вследствие внутрисистемных изменений или под влиянием внешних событий; как в исторических данных, так и на горизонте прогноза в них наблюдаются структурные сдвиги. При формировании среднесрочного прогноза необходимо учитывать возможные изменения свойств процесса на горизонте, использовать мониторинг и механизмы коррекции.

История развития статистических моделей, применяемых для решения задач одношагового

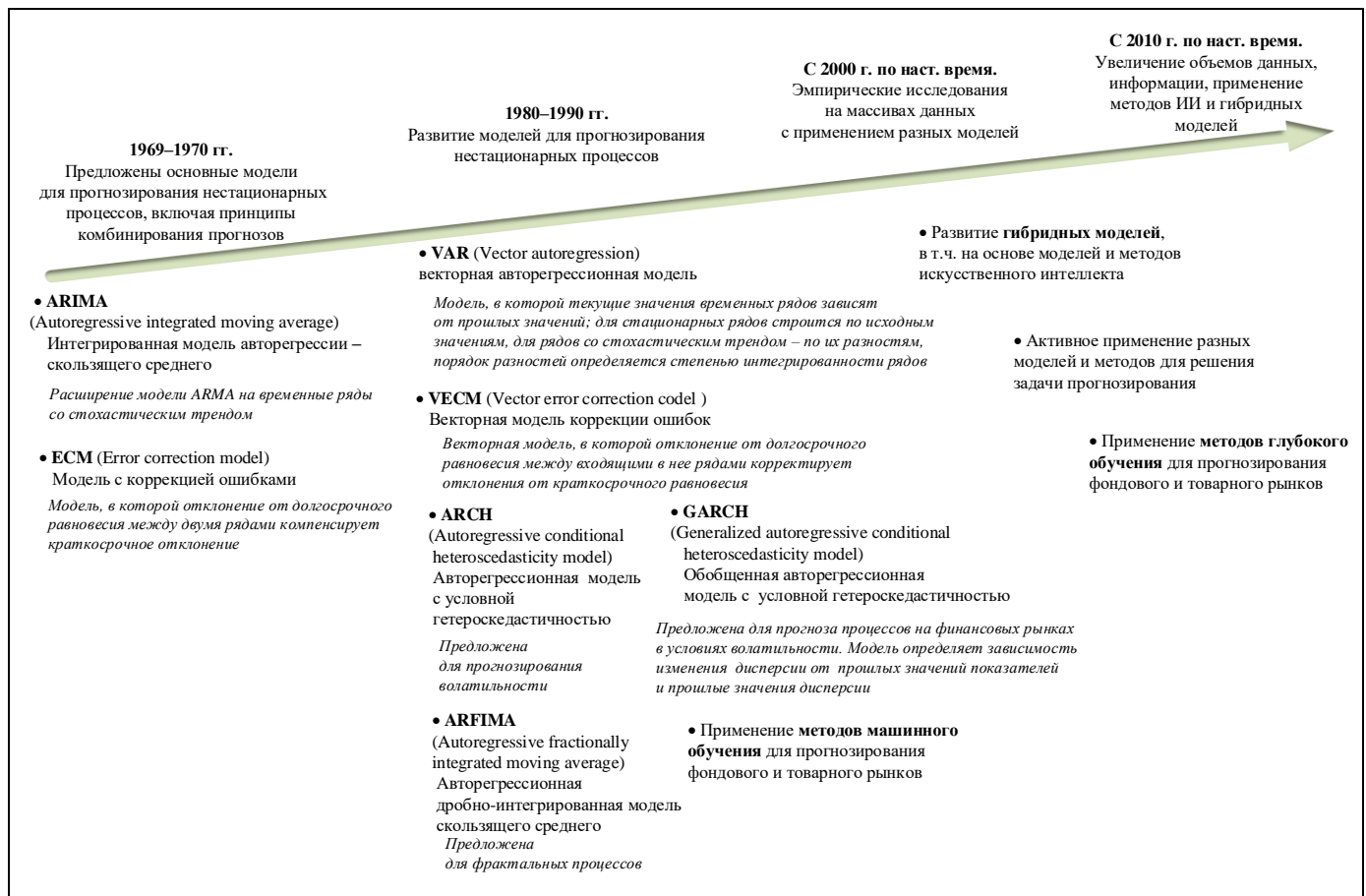
прогнозирования, насчитывает более 50 лет. На рисунке представлена история развития моделей и методов прогнозирования временных рядов. В основе таких моделей лежит развитие классических моделей применительно к процессам, представленным нестационарными временными рядами.

Для нестационарных процессов в 1970-х гг. были предложены статистические одномерные и многомерные модели, такие как интегрированная модель авторегрессии – скользящего среднего (ARIMA) и модель коррекции ошибок (англ. *error correction model*, ECM). После были предложены авторегрессионная модель с условной гетероскедастичностью (ARCH) и обобщенная (GARCH), модель векторной авторегрессии (VAR) и векторная модель коррекции ошибок (VECM).

В соответствии с гипотезой эффективного рынка (англ. *Efficient Market Hypothesis*, EMH), предполагающей, что цены описываются как случайные процессы с гауссовским распределением, вся информация содержится в данных и доступна инвесторам, никаких внезапных событий и происходить не должно, рынок устойчив. Резкие изменения свойств процесса под воздействием крупных

событий, возникновение кризисов и структурных сдвигов *не согласуются* с EMH. Анализ процессов на финансовых рынках, проведенный Э. Петерсом и Б. Мандельбротом в конце прошлого века [21, 22], показал наличие существенных отклонений значительной части реальных рядов цен от EMH. Э. Петерсом была предложена гипотеза фрактального рынка (англ. *Fractal Market Hypothesis*, FMH), в соответствии с которой большинство процессов на финансовых и товарных рынках обладает нелинейной динамикой и самоподобием. Временной ряд обладает фрактальными свойствами, если в целом он имеет ту же структуру, что и отдельные его части. В 1980-х гг. для моделирования процессов с фрактальными свойствами была предложена модель ARFIMA (*autoregressive fractionally integrated moving average*).

Модели прогнозирования нестационарных процессов, предложенные в 1970–1990-х гг., составили основу для решения задачи среднесрочного прогнозирования нестационарных процессов в условиях структурных сдвигов. Тем не менее проблема ухудшения качества прогноза была актуальна.





Наличие структурных сдвигов в процессе на исторических периодах наблюдения не только затрудняло решение задач прогнозирования, но и представляло собой проблему при определении типа нестационарности процесса и идентификации коинтеграционных связей.

В 1990-х гг. П. Перрон [23] показал, что из-за структурных сдвигов стандартные тесты определения типа нестационарного процесса (со стохастическим трендом или с детерминированным трендом) [24] приводят к ошибкам и, как следствие, к ошибочным моделям, и предложил процедуру, позволяющую определить тип нестационарности процесса при известной дате изменения тренда и/или скачка. Поскольку дата возникновения структурного сдвига известна далеко не всегда, то для его идентификации необходимы алгоритмы, включающие определение момента его возникновения. Задачам обнаружения структурных сдвигов, определения их характера и «предвестников» современные исследователи уделяют большое внимание. Необходимость построения процедур определения типа нестационарности ряда в условиях возникновения структурных сдвигов усложняет процесс прогнозирования [25]. В настоящий момент разработано большое число алгоритмов, определяющих наличие структурных сдвигов с известной или неизвестной датой их возникновения, и тестов для определения типа процесса [26–28].

При построении VAR-моделей нестационарных процессов по разностям (преобразование, которое выполняется для приведения процесса к стационарному) теряется значительная часть информации. Если между рядами существует коинтеграция, то для этих рядов строят более эффективные VECM-модели, учитывающие долгосрочные соотношения между фактическими значениями ряда, поэтому проверка наличия коинтеграции является важным этапом выбора и построения модели. В 1980–1990-х гг. ведущие ученые в области прикладной статистики, К. Гренджер и С. Йохансен, в своих исследованиях показали, что при наличии структурных сдвигов стандартные тесты на коинтеграцию [29, 30] не дают правильных результатов. Современные подходы к решению этой проблемы описаны в работе [31].

Для формирования среднесрочного прогноза на один-два года вперед с помесечным разбиением используется многошаговый прогноз. Широко известны три подхода к решению этой сложной проблемы: рекурсивный, основанный на повторном применении одношаговой модели; прямой, осно-

ванный на построении набора моделей в разных масштабах; с одним входом и с несколькими выходами. Последний является модификацией подхода с несколькими входами и несколькими выходами, представленного в работе [32], где автор предложил использовать для прогнозирования на несколько шагов вперед векторную модель, в которой прогнозируемое значение является не скалярной величиной, а вектором будущих значений временного ряда. Этот подход заменяет набор моделей прямого подхода одной моделью с несколькими выходными данными с целью сохранения среди прогнозируемых значений стохастической зависимости, характеризующей временной ряд. Более подробно особенности стратегий многошагового прогнозирования представлены в п. 2.2.

В последние годы можно найти результаты исследований, посвященных решению задачи прогнозирования цен на товарных и финансовых рынках, которые опираются на обширную эмпирическую проверку, так как собраны большие объемы данных за длительный период наблюдения. Современные исследователи используют как перечисленные базовые статистические модели, применяя разные стратегии адаптации к изменениям, так и демонстрируют использование гибридных алгоритмов, в том числе с применением методов искусственного интеллекта.

Далее более подробно приведем результаты анализа современных исследований применительно к задаче формирования среднесрочного прогноза на товарных и финансовых рынках в условиях структурных сдвигов.

2.2. Статистические методы

В соответствии с гипотезой эффективного рынка приращения цен являются независимыми и подчиняются гауссовскому распределению. Однако большое число проведенных исследований не подтверждает эти предположения. Долгое время применение статистических моделей типа ARIMA, ECM, VAR, VECM, ARCH, GARCH и их модификаций для прогнозирования цен и волатильности было широко распространенным подходом. Однако на современном рынке в силу нестационарности, наличия структурных сдвигов и нелинейностей в процессах применение этих моделей не приводит к получению прогнозов необходимого качества.

Идея комбинированных подходов, впервые реализованная в работе [33], является эффективной, поскольку позволяет рассматривать прогнозируе-

мый процесс со всех сторон, расширяя его информационное поле. В статье [33] было показано, что комбинация прогнозов может дать меньшую среднеквадратичную ошибку, чем любой из отдельных прогнозов, составляющих комбинацию.

При формировании ансамбля есть возможность учесть большее число факторов, влияющих на процесс формирования прогноза, и уменьшить неопределенность в отношении данных и формы модели благодаря тому, что включенные в него прогнозы могут содержать частично дублирующуюся, но не полностью совпадающую информацию [34]. Комбинации прогнозов стали главными победителями в конкурсе M4 [35], который проводится в целях сравнения различных методов прогнозирования.

В работе [36] по результатам конкурсных экспериментов был проведен анализ причин успеха наиболее эффективных комбинаций, среди которых названы разнообразие прогнозов комбинации и выигрышная стратегия формирования комбинации. Разнообразие в прогнозах может быть достигнуто путем использования переменных из разных источников, (например, временной ряд, экономические показатели и данные финансовой отчетности компании), объединения прогнозов в разных временных масштабах, использования разных моделей на одних и тех же данных. Выигрышная стратегия формирования комбинации должна включать разнообразные и сопоставимые по эффективности прогнозы. В обзоре современных публикаций по комбинациям прогнозов [37] было отмечено, что из всех опубликованных прогнозных статей, включенных в базу Web of Science, доля статей, касающихся комбинаций прогнозов, за последние 50 лет возросла и достигла 13,8 % в 2021 г. Следует отметить, что наряду с возрастающей сложностью объектов прогнозирования изменяются схемы комбинирования из-за включения алгоритмов, выполняющих различные функции, учитывающие нелинейности в объектах, корреляции между компонентами и перекрестное обучение. Алгоритмы, входящие в состав комбинированного прогноза, могут различаться по составу информации, которая используется для его построения, способам ее обработки и результатам.

В конце прошлого века при формировании прогнозов в условиях изменения свойств прогнозируемых рядов все большую популярность стали приобретать байесовские модели усреднения (англ. *Bayesian model averaging*, BMA) [38]. Для построения прогноза по BMA строятся N возможных моделей, которые различаются между собой составом

включенных в них предикторов. Прогноз на шаге t рассчитывается как средневзвешенное значение прогнозов каждой модели с весами, пропорциональными вероятности правильного предсказания для нее на момент прогнозирования; состав и структура моделей не изменяются.

Байесовский подход был успешно применен для прогнозирования макроэкономических показателей при наличии структурных сдвигов. В работе [39] байесовские методы обучения и сравнения моделей применяются для вычисления прогностической плотности вероятности того, что разрыв произойдет до следующего наблюдения; в работе [40] была предложена байесовская процедура, которая оценивает возможность появления новых разрывов на прогнозируемом горизонте с учетом продолжительности прошлых разрывов и использованием модели скрытой марковской цепи.

В зависимости от свойств рассматриваемого процесса при использовании статистических моделей для улучшения качества прогноза применяют различные способы адаптации к изменениям в рассматриваемом процессе: интеграцию линейных моделей и экспертной информации [41], использование скользящих окон, скользящей регрессии и экспоненциально взвешенного скользящего среднего [42, 43], формирование комбинированных прогнозов в скользящем окне [44], построение адаптивных моделей, изменяющих свои параметры при изменении свойств прогнозируемого ряда цен [42, 45]. Однако такие модели неспособны обеспечить необходимую точность прогноза при наличии нелинейностей в динамике объекта и структурных сдвигов на горизонте прогноза.

Модель динамического усреднения (англ. *dynamic model averaging*, DMA) исходит из того, что свойства прогнозируемого процесса точно неизвестны и изменяются во времени. В ней каждая из исходных моделей объединяется с моделью цепи Маркова для получения корректной модели. Это позволяет «корректной» модели изменяться с течением времени. В качестве частного случая, когда модель и параметры не меняются, DMA представляет собой рекурсивную реализацию BMA (стандартного усреднения байесовской модели). Модель DMA, впервые предложенная в работе [46], активно используется для прогнозирования [47, 48], ее первое применение для решения эконометрических задач было приведено в статье [49]. В публикации [48] при прогнозировании цен на золото было отмечено, что модели DMA превосходят по качеству прогнозирования линейные статистические модели и байесовские BMA.



Далее рассмотрим подробнее алгоритмы многошаговых прогнозов, использующие статистические модели. Упомянутая в п. 2.1 рекурсивная стратегия имеет низкую точность, поскольку ошибки предсказаний накапливаются из-за увеличения доли прогнозов во входных данных, а прямая стратегия имеет высокую дисперсию ошибок прогноза при увеличении масштабов данных. Предложенный в работе [50] алгоритм, объединяющий обе стратегии, улучшает качество прогноза: уменьшает величину смещения рекурсивной стратегии и дисперсию прямой.

Мотивация стратегии множественных выходов заключается в сохранении стохастической зависимости, которая характеризует временные ряды между прогнозируемыми значениями. Кроме того, эта стратегия прогнозирования позволяет избежать предположения об условной независимости, принятого в прямой стратегии, и накопления ошибок в рекурсивной многошаговой стратегии прогнозирования. Проведенные в работе [51] экспериментальные исследования показали, что подходы с несколькими выходами представляют собой конкурентный выбор для решения задач долгосрочного прогнозирования.

Тем не менее, основным недостатком этой стратегии является тот факт, что одна модель должна сохранять стохастические зависимости и прогнозировать все значения горизонта прогноза одновременно, что обычно приводит к низкой эффективности [52].

Выводы. Сильные стороны традиционных статистических методов заключаются в их интерпретируемости и прочной теоретической основе. Они позволяют получить представление о закономерностях, лежащих в основе экономических переменных, что упрощает процесс принятия решений. Однако эти методы могут оказаться неэффективными при наличии нелинейностей, изменений или отклонений от исходных моделей, часто встречающихся в рассматриваемых процессах.

2.3. Методы глубокого обучения

Методы прогнозирования финансовых временных рядов уже более 40 лет пользуются большой популярностью среди исследователей в области машинного обучения. На сегодняшний день наряду с классическими методами машинного обучения (англ. *machine learning*, ML) в моделях прогнозирования широко используются глубокие нейронные сети. Применение глубокого обучения (англ. *deep learning*, DL) в алгоритмах прогнозиро-

вания позволяет увеличить объемы входной информации, необходимой для расширения горизонтов прогноза, избежать переобучения и увеличения ошибки обучения сети с ростом числа слоев. По результатам публикаций, приведенным в обзорных статьях [53, 54], подавляющее большинство исследований показало, что применение DL в моделях прогнозирования улучшает качество краткосрочных прогнозов.

За последние несколько лет разработаны различные типы моделей DL: глубокий многослойный персептрон (англ. *deep multi-layer perceptron*, DMLP), сверточные нейронные сети (англ. *convolutional neural networks*, CNN), рекуррентные нейронные сети (англ. *recurrent neural network*, RNN), их разновидность – рекуррентные сети с долговременной краткосрочной памятью (англ. *long short-term memory*, LSTM), и др. Структура LSTM организована таким образом, что сеть может добавлять или удалять информацию, гарантированно сохраняя только актуальную и удаляя ненужную. Для достижения этой цели в LSTM используются три важные структуры «ворот»: ворота забвения, ворота ввода и ворота вывода. Эти элементы управления определяют, от какой информации следует отказаться, какая информация должна храниться в состоянии ячейки и какая информация должна отображаться в выходных данных. При прогнозировании финансового рынка LSTM может автоматически обучаться и адаптироваться к нелинейным условиям и сложному поведению рынка в будущем, тем самым повышая точность и достоверность прогноза [55]. Изучая временные зависимости и параметры волатильности данных, LSTM может фиксировать долгосрочные тенденции рыночных индексов и цен на акции и товары, а также выявлять краткосрочные колебания и неожиданные события и реагировать на них. Нейронные сети глубокого обучения и гибридные модели, представляющие собой комбинации алгоритмов DL с другими методами, доминируют в области прогнозирования финансовых временных рядов.

Высокая способность нейронных сетей к обучению позволяет расширить состав и объем информации об изменениях в прогнозируемом процессе и извлекать важные характеристики из данных при прогнозировании колебаний и тенденций финансового рынка. К проблемам их применения относятся: необходимость наличия большого объема данных для обучения, длительность процесса обучения при работе с большими массивами данных, потребность в высокопроизводительных вычислительных ресурсах.

Задача построения прогноза временных рядов традиционно рассматривается как проблема регрессии. Однако внимание значительного числа исследователей финансовых и товарных рынков сосредоточено на прогнозировании направления изменения трендов, при котором задача ставится как задача классификации. Более половины существующих реализаций алгоритмов DL сосредоточены в этой области.

Рассмотрим применение DL для построения среднесрочных прогнозов. Исследования, посвященные применению методов DL к задаче среднесрочного прогнозирования, в настоящее время составляют очень небольшой процент от предлагаемых краткосрочных прогнозов. Одна из причин – это сложность задачи, другая – отсутствие структурированной информации о факторах влияния на рынок и на прогнозируемый процесс. В работе [56] отмечается, что в долгосрочной перспективе информативность краткосрочных прогнозов аналитиков улучшилась, в то время как информативность их долгосрочных прогнозов снизилась. Этот факт объясняется доступностью альтернативных данных о рынках в отношении краткосрочных результатов в будущем, что побуждает прогнозистов переключать свое внимание с долгосрочных прогнозов на краткосрочные.

В рассматриваемых ниже работах горизонт прогноза составляет один месяц. В работе [57] в рамках разработки алгоритма формирования инвестиционного портфеля было проведено сравнительное исследование результатов применения моделей рекуррентных нейронных сетей (RNN), включающих модель с длительной кратковременной памятью (LSTM) и управляемый рекуррентный модуль для выбора наилучшего предиктора при построении портфеля. Результаты экспериментов, проведенных на наборе из десяти акций США, показали, что модель прогнозирования, основанная на LSTM, превосходит остальные по коэффициенту совпадения прогнозов на один месяц вперед.

В статье [58] предложена модель сверточной нейронной сети (CNN) для прогнозирования месячных и недельных ценовых трендов. Полученная точность прогнозирования составила 65 % для месячных ценовых трендов и 60 % для недельных ценовых трендов.

Выводы. Применение алгоритмов глубокого обучения позволяет выявлять закономерности в динамике прогнозируемого процесса по историческим данным временных рядов и альтернативным данным о факторах влияния на рынок и на прогнозируемый процесс. Однако проблемы формирования среднесрочных прогнозов связаны с низкой

информативностью среднесрочных альтернативных данных, что подтверждается результатами [56]. Обработка данных, содержащих информацию о результатах развития процесса на сроки, сопоставимые с горизонтом прогнозирования, и введение их в прогноз должно сделать среднесрочные прогнозы более информативными.

2.4. Гибридные модели

Гибридные модели объединяют модели различных видов: статистические, машинного обучения, глубокого обучения и пр. Каждый включенный алгоритм выполняет определенную функцию, управляющий алгоритм организует их взаимодействие и формирование решения – прогноз. В статье [59] предлагается алгоритм прогнозирования цен закрытия четырех биржевых индексов: SP500, NIKKEI 225, AORD, CSI300 на 30, 60, 100 и 200 биржевых дней. Разработана гибридная модель, которая сочетает метод ансамблевой эмпирической модельной декомпозиции (англ. *ensemble empirical mode decomposition*, EEMD) – разложение исходного ряда по эмпирическим модам, интегрированную модель авторегрессии – скользящего среднего (ARIMA) и модель разложения нелинейной функции в ряд Тейлора с использованием дифференциатора отслеживания (англ. *Taylor expansion forecasting*, TEF) (впервые применен в работе [60]) для прогнозирования финансовых временных рядов. Исходный временной ряд разбивается с помощью EEMD на ансамбль подмножеств, каждое из которых содержит совокупность функций (рядов), соответствующих определенному режиму осцилляций. На подмножествах линейные ряды прогнозируются с помощью линейной модели ARIMA, нелинейные – с помощью нелинейной модели TEF. Результаты прогноза линейной и нелинейной моделей объединяются в результат прогноза на каждом подмножестве. Окончательный результат прогнозирования получается путем объединения прогнозов всех подмножеств. Эмпирические результаты с использованием реальных финансовых временных рядов демонстрируют, что этот новый гибридный подход позволяет улучшить результаты стандартных гибридных моделей, рассмотренных в работах [60, 61].

В статье [62] для прогнозирования сложных временных рядов с высокой волатильностью и неравномерностью предложена парадигма «декомпозиции и ансамбля», объединяющая ансамблевую эмпирическую модальную декомпозицию (EEMD) и машину экстремального обучения (англ. *extreme learning machine*, ELM). Основная цель концепции «декомпозиции и ансамбля» состоит в том, чтобы



разделить исходную сложную задачу прогнозирования на несколько относительно простых подзадач, уменьшив сложность моделирования.

В работе [63] рассматривалась задача построения ежемесячного прогноза волатильности на рынке меди. Для ее решения в работе рассматривались различные структуры из набора моделей временных рядов, включающего: параметрические модели – ARIMA, GARCH; непараметрические модели из области мягких вычислений – искусственные нейронные сети (англ. *artificial neural networks*, ANN, системы нечеткого вывода (англ. *fuzzy inference systems*, FIS) и генетические алгоритмы. По результатам большого объема экспериментов, проведенных по данным за период с 1990 г. по 2016 г., были сделаны следующие выводы: составление прогнозов с применением адаптивного метода имеет решающее значение для получения надежной и улучшенной производительности, модель адаптивной системы нечеткого вывода Adaptive–GARCH–FIS обеспечивает наилучшие возможности прогнозирования.

Выводы. Применение гибридных моделей предоставляет широкие возможности для повышения надежности краткосрочных прогнозов и разработки моделей среднесрочного прогнозирования, так как они способны учитывать большое число факторов, влияющих на прогноз, благодаря применению совершенных механизмов обработки и анализа количественных и альтернативных данных о рынках в отношении как краткосрочных, так и среднесрочных перспектив.

2.5. Фрактальный анализ

Как было отмечено в п. 2.1, методы фрактального анализа и соответствующие модели процессов применяются в задачах прогнозирования на финансовом и товарном рынках.

Одним из основных инструментов анализа и идентификации мультифрактальности во временных рядах в настоящее время является мультифрактальный детрендрованный флуктуационный анализ (англ. *Multifractal Detrended Fluctuation Analysis*, MFDFA), первоначально представленный в работе [64].

С использованием MFDFA и его модификаций определяется наличие дальнедействующих корреляций, вычисляются мультифрактальные характеристики ряда: обобщенный показатель Херста, скейлинговая экспонента, спектр сингулярности, а также проводятся исследования степенных кросс-корреляций между различными одновременно регистрируемыми (синхронизированными) временными рядами [65, 66].

Важным вопросом при прогнозировании временных рядов является выбор модели для прогнозируемого объекта. Одним из параметров этого выбора является фрактальная структура объекта прогнозирования. При прогнозировании фрактальных процессов наиболее часто используется модель ARFIMA(p, d, q), предложенная в работе [67]:

$$A(L)(1-L)^d Y_t = B(L)\mu_t,$$

где $d \in (-0,5; 0,5)$ – дробный коэффициент, связанный с показателем Херста H соотношением $D = 2 - H$; D – фрактальная размерность ряда, Y_t ; $A(L)$, $B(L)$ – полиномы степеней p и q соответственно оператора запаздывания L ; μ_t – последовательность независимых одинаково распределенных случайных величин с нулевым средним и конечной дисперсией.

В обзорной статье [68] подробно рассмотрены методы и модели мультифрактального анализа: доказательства наличия мультифрактальности в финансовых временных рядах, вычисление количественной оценки рыночной неэффективности, поддержки управления рисками.

Исследованию эффективности применения модели ARFIMA на финансовых рынках уделяется большое внимание, существуют разные мнения относительно эффективности этой модели. В статье [69] был проведен сравнительный анализ прогнозов акций российских компаний с помощью моделей ARIMA и GARCH и их фрактальных модификаций ARFIMA и ARFIMA–GARCH. Результаты проведенных экспериментов показали, что учет фрактальности финансовых рядов позволяет получать более качественные прогнозы, так как в большинстве случаев точность прогнозов ARFIMA и ARFIMA–GARCH оказалась выше, чем прогнозов ARIMA и GARCH.

В работе [70] проводился анализ эффективности применения модели ARFIMA для прогнозирования на горизонте длиной до 100 шагов, рассматривались случаи априори известного базового значения параметра d и неизвестного. Было показано, что в целом линейные модели, как правило, превосходят модель ARFIMA как для положительных, так и для отрицательных значений d для моделируемого ряда, а также для положительных значений d из данных реального временного ряда. В статье [71] приведены результаты прогнозирования с помощью модели ARFIMA гонконгского индекса Hang Seng (ряд которого обладает длинной памятью) и отмечено, что модель в данном случае оказалась неэффективной.

В работе [72] было проведено сравнение прогнозных характеристик моделей ARIMA(p, d, q) и

ARFIMA(p, d, q) для стационарного ряда обменного курса британского фунта стерлингов к доллару США, обладающего длинной памятью. Сравнение, проведенное по двум параметрам (RMSE (*root mean square error*) – корень из среднеквадратической ошибки, MAPE (*mean absolute percentage error*) – средняя абсолютная ошибка в процентах) показало, что расчетные прогнозные значения, полученные с помощью модели ARFIMA, более реалистичны и точнее отражают текущую экономическую реальность в двух странах. Полученные результаты согласуются с мнением авторов работ [73, 74].

В статье [75] для прогнозирования рядов с длинной памятью был применен двухэтапный подход. На первом шаге выполнялось оценивание параметра длинной памяти и применение оператора длинной памяти к исходному ряду, для которого вычислялись прогнозы на несколько шагов вперед. На втором шаге к спрогнозированным значениям применялся оператор дробной кумуляции для преобразования их к значениям исходного ряда. Проведенный анализ применения предложенного подхода на реальных данных и с использованием имитационного моделирования показал устойчивость нового метода к изменениям среднего значения процесса и параметра длинной памяти, что позволяет использовать его в прикладных задачах при отклонениях истинных параметров данных от модельных.

Для прогнозирования цен на товарных и финансовых рынках в работе [76] предложена гибридная рекуррентная модель ARFIMA–LSTM. На первом шаге с использованием модели ARFIMA выполняется фильтрация данных (с лучшим качеством, чем в модели ARIMA), на втором – обработка результатов фильтрации с использованием нейронной сети LSTM. Для исследования качества прогнозирования проводилось тестирование модели на данных товарного рынка. Результаты эксперимента показали эффективность предлагаемой гибридной модели AFRIMA–LSTM, позволяющей снизить величину ошибки MAE (*mean absolute error*) в среднем на 80 % в сравнении с обобщенной регрессионной нейронной сетью (англ. *generalized regression neural network*, GRNN), ARFIMA, ARIMA-моделями.

Методы фрактального анализа могут быть применены для предсказания кризисов. В работе [77] оценивается качество предсказания глобального финансового кризиса конца 2000-х гг. при условии выполнения гипотезы FMH. На примере трех американских индексов – DJI, NASDAQ и S&P500 – показано, что FMH достаточно хорошо описывает поведение индексов на различных инвестицион-

ных горизонтах до и во время мирового финансового кризиса.

Выводы. Проводимые исследования процессов финансового рынка подтверждают выполнение гипотезы фрактального рынка и ее полезность для анализа структуры финансовых рядов, тенденций движения финансовых потоков, предсказания кризисных ситуаций и прогнозирования [78], хотя однозначного мнения о преимуществах той или иной гипотезы не сформировано, а аппарат формирования прогнозов фрактальных процессов на финансовых и товарных рынках пока еще слабо разработан.

3. РАСШИРЕНИЕ ИНФОРМАЦИОННОГО ПОЛЯ ПУТЕМ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ ИНФОРМАЦИИ ИЗ ВНЕШНИХ ИСТОЧНИКОВ

Задача формирования среднесрочных прогнозов цен на финансовых и товарных рынках в условиях нестационарности, возникновения структурных сдвигов, вызванных изменениями, происходящими внутри системы (например, предпочтений инвесторов, распределения инвесторов по различным горизонтам) или вследствие внешних событий (техногенных и природных катастроф, войн, эпидемий, засухи и пр.) вызывает необходимость включения в среднесрочные и долгосрочные прогнозы сценариев возможного развития ситуаций и оценок результатов этого воздействия. Для построения таких сценариев необходима информация о состоянии внешней среды, изменениях в структуре финансового и товарного рынков, правительственных решениях, экстремальных событиях и пр. Поэтому одним из важнейших направлений совершенствования среднесрочных прогнозов цен финансового и товарного рынков является получение информации, позволяющей оценивать возможности будущих изменений во внешней среде или в структуре прогнозируемого объекта.

Расширение информационного поля прогноза исключительно путем расширения состава временных рядов цен не позволяет сформировать среднесрочные прогнозы с необходимой точностью. Например, в работе [79] предложена модель среднесрочного прогнозирования цен на нефть с горизонтом 6–8 кварталов (18–24 месяца), представляющая собой комбинацию прогнозов, построенных по следующим показателям: ценам мирового рынка нефти, ценам на промышленное сырье, не связанное с нефтью, ценам фьючерсов на нефть, величине спреда между спотовыми ценами на бензин и сырую нефть, временным параметрам



спредов бензина и топочного мазута, наивного прогноза. Проведенные эксперименты показали, что, хотя предложенная модель комбинации прогнозов систематически показывает большую точность, чем наивные прогнозы на всех горизонтах от 1 до 18 месяцев, ее точность невысока: снижение среднеквадратичной ошибки прогноза относительно наивного составляет всего 13 %, а точность прогнозирования трендов достигает 65 %, для квартальных прогнозов на горизонтах от одного до шести кварталов снижение ошибки и точность составляют 12 % и 72 % соответственно.

Существуют две стратегии расширения информационного поля и включения в решение задачи прогнозирования не только структурированных данных о разных процессах, но и экспертных знаний и информации, содержащихся в новостных, аналитических и других источниках, связанных с объектом прогнозирования. Обе состоят в расширении схемы прогнозирования, которая включает: построение модели прогноза на фиксированном наборе данных, мониторинг изменений и коррекцию исходной модели, вычисление прогнозных значений.

Первая стратегия состоит в обеспечении возможности системного анализа путем включения этапа поиска и структуризации доступной информации о рынке, построения модели знаний о прогнозируемом процессе и внешних факторах, которые на него влияли, влияют и могут повлиять. При этом на практике модель знаний часто используется только для структуризации аналитической информации для экспертов, реже ее применение связано с формированием временных рядов активности, частоты запросов, тональности сообщений, которые добавляются к данным для формирования моделей.

Вторая стратегия заключается во включении алгоритмов обработки информации, знаний и выводов в виде оценочных суждений об изменении или прямых оценочных суждений экспертов в модель прогноза или в процедуры коррекции прогноза.

3.1. Использование данных поисковых систем

С развитием технологий больших данных получила широкое распространение идея включения в формирование прогноза данных поисковых систем. Данные поисковых систем (англ. *Search Engine Data*, SED) являются мощным фактором оценки важности и интереса пользователей к данной проблеме. Прогнозирующая способность SED достаточно подробно исследована в литературе.

В статье [80] объем поисковой выдачи Google (*Google search volume index*, GSVI) используется для измерения внимания некоммерческих и не представляющих отчетности инвесторов (трейдеров) и исследования взаимосвязи между GSVI и ценами на сырую нефть. Проведенный анализ динамики GSVI и цен на сырую нефть с января 2004 г. по июнь 2014 г. подтверждает наличие обратной связи между ними, использование GSVI повышает точность прогнозирования при рекурсивных прогнозах на одну неделю вперед.

В работе [81] предложен метод многомасштабного прогнозирования цен на сырую нефть, включающий:

- многофакторный процесс обработки данных поисковой системы, уменьшение размерности с оценкой их предсказательной силы с использованием статистического анализа;

- многомасштабный анализ для извлечения согласованных общих мод на схожих временных масштабах из данных о ценах на нефть и многофакторных поисковых систем с помощью многомерного разложения по эмпирическим модам;

- прогноз цены на нефть, включающий прогнозирование в каждом временном масштабе и ансамблевое прогнозирование по всем временным масштабам с помощью выбранного метода.

Результаты проведенного эмпирического исследования показали, что предложенный многомасштабный метод с многофакторным SED значительно превосходит все рассмотренные авторами методы прогнозирования цены на нефть. Проведенные исследования показали, что информация, содержащаяся в многофакторном SED, может иметь большую прогностическую силу для цены на сырую нефть.

Выводы. Однако, как отмечено в работе [56], в основном данные поисковых систем ориентированы на краткосрочную перспективу, их доступность приводит к тому, что «аналитики уделяют больше внимания сбору краткосрочной информации в ущерб долгосрочной». В результате, как показали проведенные в работе исследования, в долгосрочной перспективе информативность краткосрочных прогнозов аналитиков улучшается, в то время как информативность их долгосрочных прогнозов снижается.

3.2. Анализ воздействия экстремальных событий

Важным элементом воздействия на цены финансовых и товарных рынков являются экстремальные события, происходящие во внешней среде. При этом во многих работах под экстремаль-

ными событиями понимаются некоторые глобальные события, такие как пандемия или введение санкций, однако остается вопрос, какие события могут быть значимыми для рассматриваемого прогнозируемого процесса.

В других работах в области краткосрочного прогнозирования на финансовых рынках на основе обработки потока новостных заголовков формируются прогнозы движения цен. Вопросы классификации потока событий для определения значимых почти не рассматриваются, в основном изучаются характеристики интенсивности, всплесков в определенной тематической области. В этом классе методов часто исследуется ряд тональности новостей или постов, смена характеристик которого также является признаком значимых событий. Среди работ необходимо выделить методы, которые позволяют обнаружить связь между этой так называемой альтернативной информацией и изменением прогнозируемого ряда [82].

В статье [83] проведено исследование влияния экстремальных событий на цены на сырую нефть. Для оценки влияния событий на волатильность цен прогнозируемый временной ряд сначала разлагается на несколько внутренних мод в различных временных масштабах и средний тренд. Разложенные моды отражают колебания, вызванные экстремальным событием или другими факторами, действующими на него в течение рассматриваемого периода. Установлено, что общее воздействие экстремального события входит только в одну или несколько доминирующих мод, а вторичные моды изменяются под влиянием других факторов. Проведенные исследования показывают, что метод разложения по эмпирическим модам обеспечивает приемлемое решение для оценки влияния экстремальных событий на изменение цен на сырую нефть.

В работе [84] показано, что внезапные экстремальные события оказывают существенное влияние на связи между изменениями волатильностей финансового, товарного и углеродного рынков в Китае.

Выводы. Исследования в этой области сосредоточены на разработке методов обнаружения связи между информацией о событии и изменением ряда, в частности на развитии метода разложения по эмпирическим модам.

3.3. Экспертная информация

Для повышения точности прогноза путем расширения информационного поля, помимо применения методов интеллектуального анализа тексто-

вой информации из различных новостных источников, используется экспертная информация.

В работе [85] представлен подход к повышению точности прогноза путем структурирования и эффективного использования экспертных знаний. В основе данного подхода лежит субъективная корректировка прогноза, при которой математические прогнозы рассматриваются как основа, а структурированные знания экспертов предоставляются для корректировки первоначальных статистических прогнозов. При этом структурирование экспертных знаний достигается с помощью четырех формализованных факторов (по типам динамики) для идентификации и классификации событий, которые приводят к различным изменениям динамики (в различные моменты времени) прогнозируемого процесса и которые не могли быть учтены в первоначальных математических прогнозах. Эксперт оценивает силу (веса) воздействия выявленных факторов, ассоциированных с событиями, для последующей коррекции статистического прогноза в соответствующие моменты времени.

Подтверждение работоспособности этого подхода обеспечивается двумя тематическими исследованиями, проведенными совместно с прогнозистами производителя пластиковых пакетов в южной части Испании и дистрибьютора, действующего на продовольственном рынке на севере Франции. Результаты показывают, что структурирование экспертных знаний посредством идентификации событий, сопоставленных с выделенными классификационными факторами, приводит к повышению точности прогноза на 2%. Точность прогнозирования с применением предложенного подхода оценивается с использованием мер ошибок MAE и MAPE (результаты, полученные с помощью математических моделей, сравниваются с результатами, полученными с помощью прогнозирования, с поправкой на субъективные оценки).

Выводы. Экспертные оценки, полученные определенным способом, применяются на этапе коррекции сформированных математических прогнозов. Однако остается слабо проработанным вопрос о сквозном применении алгоритмов экспертного оценивания в процедуре прогнозирования, а также о верификации экспертных прогнозов.

3.4. Когнитивный анализ и моделирование ситуаций

Сегодня активно развивается научно-прикладное направление когнитивного анализа и моделирования ситуаций для решения задач структуризации, анализа, классификации, прогнозирования и поддержки принятия управленческих



решений, в том числе для анализа и прогнозирования временных рядов (см. например, недавние обзоры [86, 87]). Его основу составляет применение нечетких когнитивных карт.

Нечеткая когнитивная карта ситуации – это формализованная модель этой ситуации, отражающая представления о взаимных причинно-следственных влияниях значимых факторов ситуации; она является, как правило, результатом структуризации и формализации разнородной информации об исследуемом объекте для последующего моделирования сценариев возможного развития ситуаций. В зависимости от используемых источников различают прямой, косвенный и смешанный способы построения НКК. Прямой способ предусматривает непосредственное взаимодействие с экспертами для извлечения необходимых знаний об объекте, косвенный способ – поиск и сбор значимых сведений из разнородных информационных источников (смешанный способ является сочетанием прямого и косвенного).

Можно выделить ряд исследований, где в целях повышения точности прогноза формирование и/или коррекция прогнозной модели опирается на данные о событиях (инфоповодах) внешней среды, извлеченных из разнородных источников информации и обработанных с использованием НКК (см., например, работы [88–90]).

В статье [88] представлен подход к прогнозированию финансовых рядов данных с совместным использованием знаковых НКК и нейронных сетей. Знаковая НКК – это НКК, в которой причинно-следственные связи между концептами (факторами) отражают только знак причинно-следственного влияния – положительного (усиливающего) или отрицательного (ослабляющего) – между любой парой концептов в карте без установления весов (степени) влияния между ними. Авторы предложили автоматизированную систему KBNMiner, включающую в себя:

- базу предварительных знаний, которая формируется на основе экспертных знаний, представленных в виде НКК по различным предметным областям;

- информационно-поисковую подсистему для автоматического сбора новостной информации о событиях из сети Интернет, где направленный поиск организован с использованием концептов НКК предметных областей;

- подсистему приложения знаний, предназначенную для обработки выделенных положительных и отрицательных событий на основе анализа структуры причинно-следственных влияний НКК, результаты которого вводятся в прогнозную модель нейронной сети в виде параметра, характери-

зующего относительную силу воздействия (положительного или отрицательного) на прогнозируемый показатель, вместе с другими связанными с ним финансовыми показателями.

Предложенный подход был применен к прогнозированию процентных ставок; эмпирические результаты подтвердили, что качественная информация оказывает значительное влияние на эффективность нейронной сети при прогнозировании процентных ставок. Горизонт прогноза составил 30 дней.

В работе [89] предложена модель модулярной системы прогнозирования временных рядов, включающая три основных модуля. Гибридная нейро-нечеткая сеть формирует количественный прогноз временного ряда, результаты которого верифицируются по критерию заданной точности. НКК, учитывающая факторы причинно-следственного влияния на прогнозируемый показатель на основе собранных данных о событийном влиянии на временной ряд, формирует прогноз с оценкой влияния события на прогнозируемый показатель. Итоговый прогноз формируется моделью нейронной сети, агрегирующей результаты работы первых двух моделей.

Хотя авторы декларируют эффективность гибридного подхода (с использованием НКК и нейронных сетей) к прогнозированию временных рядов, но никаких подтверждающих практических или экспериментальных результатов его применения не приводят.

В статье [90] рассматривается проблема прогнозирования цен на сырьевые товары на один год вперед с разбивкой по месяцам. Сложность указанной проблемы обусловлена уровнем неопределенности прогноза, который возрастает с увеличением горизонта прогнозирования. Чтобы уменьшить эту неопределенность, авторы предложили гибридную модель формирования и корректировки ежемесячного прогноза цен на год вперед. Модель прогнозирования основана на использовании ансамблей многомерных статистических моделей временных рядов в различных временных масштабах. Модели, входящие в ансамбль, включают различные комбинации рядов, которые являются причинными по Грейнджеру для прогнозируемого. Помимо прогнозируемого показателя и оказывающих влияние на прогноз временных рядов цен и макропоказателей модель использует экспертно-аналитическую информацию, обработанную с помощью НКК. Данный подход развивается в русле методов комбинированного прогнозирования.

Общий алгоритм решения задачи среднесрочного многошагового прогнозирования процессов со структурными сдвигами, причиной возникновения

которых являются события внешней среды, включает:

– систематизацию, структурирование и формализацию экспертных суждений и информации из разнородных источников посредством использования НКК, отражающей структуру связей (причинно-следственных влияний) между системообразующими факторами², характеризующими основные процессы в изучаемой ситуации на товарных рынках;

– комбинированный мониторинг цен на товарных рынках [91], включающий:

1) цифровой мониторинг для выявления структурных сдвигов во временном ряду прогнозируемого процесса (и рядах связанных с ним процессов);

2) ситуационный мониторинг внешней среды (по разнородным информационным источникам) и формирование сигналов по результатам сценарного моделирования на НКК возможных последствий влияния значимых событий внешней среды (инфоповодов) на изменение прогнозируемого процесса и связанных с ним процессов;

3) управление обменом информацией между п. 1 и п. 2 и формирование выходных агрегированных сигналов;

– формирование ежемесячного прогноза цен на один год вперед на основе информации, полученной в результате обработки экспертных знаний и данных временных рядов с применением ансамбля статистических моделей VECM, ARIMA, VAR, и его коррекцию в режиме комбинированного мониторинга на основе формируемых выходных агрегированных сигналов.

Работоспособность предложенного подхода проверена на примере прогнозирования цен на черный лом на 2019 г. Точность полученного прогноза сравнивалась с наивными прогнозами и прогнозами, полученными с помощью модели ARIMA. Благодаря применению ансамблей моделей точность прогноза увеличивается практически в два раза по сравнению с «наивным» прогнозом и ARIMA, а средняя процентная ошибка прогноза – в 10,5 и три раза соответственно. Применение коррекции на горизонте прогноза снижает абсолютную процентную ошибку на 20 %, а среднюю ошибку в пять раз по сравнению с прогнозом без коррекции на основе НКК и мониторинга [41].

Выводы. По результатам обработки экспертных знаний (сценарного моделирования на НКК) могут формироваться различные сигналы, отражающие

информацию о смене направления и силы тренда прогнозируемого показателя, весовых коэффициентов для прогнозов, входящих в комбинацию, а также информацию о новых параметрах, для которых необходимо осуществить поиск данных и добавить их в исходные выборки.

4. ОБОБЩЕНИЕ РЕЗУЛЬТАТОВ ОБЗОРА В КОНТЕКСТЕ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ СРЕДНЕСРОЧНОГО ПРОГНОЗИРОВАНИЯ

• Для объекта среднесрочного прогнозирования на товарном или финансовом рынке многошаговый прогноз необходим при решении задач планирования. Во многих случаях многошаговый прогноз позволяет повысить точность результата путем использования данных в разных масштабах (см. п. 2.1 и 2.2).

• Комбинирование прогнозов позволяет снижать величины ошибок, возникающих из-за нестабильности рынка, и изменений, вызванных внешними событиями (см. § 2).

• Применение гибридных моделей ориентировано на объединение различных этапов построения прогноза, каждый из которых может быть выполнен различными методами (см. п. 2.4).

• Для своевременного обнаружения и прогнозирования изменений, прежде всего для обнаружения признаков будущих структурных изменений (смены тренда или смены набора параметров), необходимо расширение информационного поля как путем включения временных рядов, характеризующих связанные процессы, так и путем применения методов обработки качественной информации (данных поисковых систем, новостных и фактографических данных, экспертной информации) при решении задач мониторинга в режиме текущих наблюдений и прогнозирования (см. § 3).

• Модели прогнозирования цен на среднесрочный период, построенные по историческим данным, часто оказываются несостоятельными вследствие изменений на горизонте прогноза эндогенных и экзогенных факторов, меняющих динамику прогнозируемого объекта и вызывающих необходимость коррекции. Особенности объекта прогнозирования и специфика задачи формирования среднесрочных многошаговых прогнозов цен на товарном и финансовом рынке требуют изменения стандартной схемы решения задачи прогнозирования, которая в общем виде состоит из:

- формирования выборки данных,
- анализа свойств прогнозируемого ряда и идентификации объясняющих переменных,

² Факторы названы системообразующими, поскольку в своем единстве они образуют систему, отражающую целостный взгляд на ситуацию в контексте рассматриваемой проблемы.



- выбора типа и параметров модели,
- построения прогноза и его коррекции на горизонте по результатам мониторинга.

Эти изменения для разных этапов состоят в следующем.

Этап подготовки данных. При решении задач среднесрочного прогнозирования наблюдается переход от использования имеющихся данных к формированию модели данных и информации, которые нужны для решения задачи прогнозирования. На основе структуризации знаний о процессах на товарном или финансовом рынках должна формироваться модель представления знаний, которая служит тематическим фильтром сбора временных рядов и структуризации поступающей неструктурированной информации о рынке. Это позволяет не только расширять набор моделей для комбинирования и/или переключения, которые по-разному работают на разных периодах, но при использовании методов обработки и анализа качественной информации может позволить обнаружить признаки изменений или различить важные события, последствия которых затрагивают различные параметры.

Этап определения набора параметров и их структуры для модели прогноза. Для обеспечения возможности выбирать разные модельные ансамбли или формировать гибридные модели для среднесрочного прогнозирования нестационарных процессов на этапе идентификации произошел переход от выбора ограниченного набора параметров для заданного периода к формированию структурированных разнообразных наборов параметров и классификации периодов динамики того или иного типа для прогнозируемого процесса. Расширение информационного поля для формирования прогнозов, связанное не только со сложностью процессов на товарных и финансовых рынках, но и с накопленными данными за большой исторический период, обусловило включение в процесс прогнозирования методов машинного обучения и нейросетевых методов для анализа свойств причинности на большом наборе данных, которые рассмотрены в п. 2.3.

Этап формирования модели. На этом шаге применяют статистические методы, ML, DL, ARFIMA и гибридные модели (см. § 2). Исследования показывают, что результаты определения уровня фрактальности процессов (значения фрактальной размерности D (см. п. 2.5)) являются одним из важных критериев выбора моделей. Если фрактальная размерность D лежит в интервале $[1,4; 1,6]$ и распределение временных рядов является нормальным, то для них выполняется гипотеза EMN и поведение системы хорошо описывается классическими статистическими методами, такими

как ARIMA, VAR и VECM, и другими статистическими моделями. При этом применяются специальные методы определения типа процесса (стационарный, тренд-стационарный, с единичным корнем) на рассматриваемом участке прогнозирования и алгоритмы анализа коинтеграции между рядами (см. п. 2.1). При использовании статистических моделей, рассмотренных в п. 2.1 и 2.2, наилучшее качество прогноза обеспечивается формированием ансамбля моделей, применением процедур анализа динамики изменения качества прогнозов на разных периодах и выбором стратегии комбинирования алгоритмов.

Если распределение временных рядов отличается от нормального и фрактальная размерность D лежит в интервале $[1; 1,4]$ или в интервале $(1,6; 2]$, то в первом случае процесс обладает длинными корреляциями (долговременной памятью) и является устойчивым; во втором случае анализируемый процесс находится в антиперсистентном, неустойчивом состоянии. Применение статистических моделей в обоих случаях может не дать хороших результатов, целесообразно применение фрактального анализа и моделей прогноза, учитывающих их фрактальные свойства, например, ARFIMA (см. п. 2.5) и методов ИИ.

В отличие от статистических моделей методы, использующие алгоритмы ИИ (см. п. 2.3, 2.4) и их комбинации, не требуют знания типа процесса и его распределения и сохраняют свою работоспособность при изменении этих свойств. Для учета нелинейностей в динамике объекта в настоящее время активно используются модели ИИ, обладающие способностью к самообучению. Применение методов ИИ повышает точность прогнозов в условиях изменяющихся финансового и товарного рынков путем изучения нелинейных характеристик их динамики по историческим данным. К проблемам их применения относятся: необходимость наличия большого объема данных для обучения, длительность процесса обучения при работе с большими массивами данных, потребность в высокопроизводительных вычислительных ресурсах.

Этап мониторинга и коррекции. На этапе мониторинга в режиме получения текущих наблюдений рекомендуется применение алгоритмов обнаружения и идентификации типа изменений, но в массе своей в обзорной выборке работ они не применяются. Если изменение обнаружено, принимается решение о целесообразности коррекции модели. Соответственно, необходимо включать в арсенал методов и алгоритмов набор алгоритмов коррекции моделей на случай обнаружения определенного типа изменений. В § 3 представлен ряд работ, в которых применены методы обработки и

анализа разнородной информации и решалась задача прогнозирования на финансовых и товарных рынках. Возникновение структурных сдвигов на горизонте прогноза вызывает необходимость их обнаружения и корректировки моделей. Для обнаружения структурных сдвигов в режиме онлайн наряду с алгоритмами мониторинга временных рядов целесообразно использовать комбинированный мониторинг, включающий обнаружение структурных сдвигов и экспертный анализ ситуации, оказывающей влияние на прогнозируемый объект: результатов воздействия событий внешней среды и стратегий различных групп участников рынка.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В настоящем обзоре предпринята попытка исследования методов формирования среднесрочных прогнозов цен на финансовых и товарных рынках. Такие прогнозы играют важную роль в стратегическом планировании развития мировой и региональной экономики, в управлении развитием социально-экономических объектов различной степени сложности.

Объектами прогнозирования являются процессы на товарных и/или финансовых рынках. Такие процессы быстро реагируют на изменение экзогенных и эндогенных факторов; в большинстве своем они нелинейные, изменяются от стационарных к нестационарным и обратно. Под среднесрочным прогнозом понимается прогноз с помесечным разбиением и горизонтом прогноза от трех месяцев до двух лет.

На рассматриваемых горизонтах существует растущая с их увеличением вероятность возникновения структурных сдвигов, приводящих к изменениям первоначально построенного прогноза. Поэтому на горизонте прогноза необходимо осуществлять мониторинг возникновения структурных сдвигов и коррекцию прогноза по результатам мониторинга.

По проведенному обзору можно сделать следующие выводы.

- Проблеме построения среднесрочных прогнозов на товарных и финансовых рынках уделяется мало внимания как в отечественных, так и в зарубежных исследованиях, в основном представлены результаты по краткосрочному и – реже – помесечному прогнозированию.

- Задача среднесрочного прогноза сложнее классической задачи одношагового прогнозирования и требует более трудоемких процедур сбора данных о факторах влияния на рынок и методов их

анализа, расширения схемы решения рассматриваемой задачи.

- Постановке задачи прогнозирования структурных сдвигов и последующей коррекции на горизонте прогноза в литературе уделяется мало внимания. Для решения этой задачи требуется прогноз возникновения различных вариантов изменений эндогенных и/или экзогенных факторов, влияющих на процесс. Для построения такого прогноза необходимо включать в него не только информацию о ценах рынка, но и качественную информацию.

- В работах, включенных в обзор, рассмотрены модели, методы и алгоритмы, которые реализуют отдельные этапы расширенной схемы среднесрочного прогнозирования. Перспективным путем реализации этой схемы, по мнению авторов, является гибридный подход.

- В рамках развития методов для решения задачи среднесрочного прогнозирования процессов на товарных и финансовых рынках в условиях структурных сдвигов представляются перспективными следующие направления:

- развитие методов, направленных на расширение возможностей использования количественной и качественной информации, извлекаемой из разнородных источников (данных поисковых систем, новостной информации, аналитических исследований причинно-следственных связей между отдельными секторами рынка, экспертных суждений, результатов сценарного анализа влияния значимых событий);

- применение байесовского подхода для прогнозирования структурных сдвигов на горизонте прогноза;

- исследование возможностей применения фрактального анализа для предсказания кризисов и значимых для прогнозируемого объекта событий в режиме реального времени.

ЛИТЕРАТУРА

1. *Мировая экономика и международный бизнес* / под общ. ред. В.В. Полякова и Р.К. Щенина. – 5-е изд., стер. – М.: КНОРУС, 2008. – 688 с. [*Mirovaya ekonomika i mezhdunarodnyi biznes* / pod obshch. red. V.V. Polyakova i R.K. Shchenina. – 5-e izd., ster. – М.: KNORUS, 2008. – 688 s. (In Russian)]
2. *Международная практика прогнозирования мировых цен на финансовых рынках (сырье, акции, курсы валют)*. Под ред. Я. Миркина – М: Магистр, 2014. – 456 с. [*Mezhdunarodnaya praktika prognozirovaniya mirovykh tsen na finansovykh rynkakh (sy'r'e, aktsii, kursy valyut)*. Pod red. Ya.M. Mirkina – М: Magistr, 2014. – 456 s. (In Russian)]
3. *Graefe, A., Weinhardt, C. Long-Term Forecasting with Prediction Markets – A Field Experiment on Applicability and Expert*



- Confidence // *The Journal of Prediction Markets*. – 2008. – Vol. 2, no. 2. – P. 71–91.
4. Jiang, M., Wang, K., Sun, Y., et al. MLGN: Multi-scale Local-Global Feature Learning Network for Long-Term Series Forecasting // *Machine Learning: Science and Technology*. – 2023. – Vol. 4, no. 4. – DOI: <https://doi.org/10.1088/2632-2153/ad1436>
 5. Zellner, M., Abbas, A.E., Budescu, D.V., Galstyan, A. A Survey of Human Judgement and Quantitative Forecasting Methods // *R. Soc. Open Sci.* – 2021. – Vol. 8. – Art. no. 201187. – DOI: <https://doi.org/10.1098/rsos.201187>
 6. Mediavilla, M. A., Dietrich, F., Palm, D. Review and Analysis of Artificial Intelligence Methods for Demand Forecasting in Supply Chain Management // *Procedia CIRP*. – 2022. – Vol. 107. – P. 1126–1131.
 7. Kumar, G., Jain, S., Singh, U.P. Stock Market Forecasting Using Computational Intelligence: A Survey // *Archives of Computational Methods in Engineering*. – 2021. – Vol. 28, no. 3. – P. 1069–1101.
 8. Zheng, H., Wu, J., Song, R., et al. Predicting Financial Enterprise Stocks and Economic Data Trends Using Machine Learning Time Series Analysis. *Applied and Computational Engineering*. – 2024. – Vol. 87. – P. 26–32.
 9. Fattouh, B., Mahadeva, L. Causes and Implications of Shifts in Financial Participation in Commodity Markets // *Journal of Futures Markets*. – 2014. – Vol. 34, no. 8. – P. 757–787.
 10. Fan, Y., Xu, J.H. What Has Driven Oil Prices since 2000? A Structural Change Perspective // *Energy Economics*. – 2011. – Vol. 33, no. 6. – P. 1082–1094.
 11. Покровская А.В. Анализ структурных сдвигов на рынке ценных бумаг России в период 2019–2022 гг. // *Вестник Томского государственного университета. Экономика*. – 2023. – № 63. – С. 118–134. [Pokrovskaya, A.V. Analiz strukturnykh sdvigoв na rynke tsennykh bumag Rossii v period 2019–2022 gg. // *Vestnik Tomskogo gosudarstvennogo universiteta. Ehkonomika*. – 2023. – No. 63. – S. 118–134. (In Russian)]
 12. Hunjra, A.I., Azam, M., Niazi, G.S.K., et al. Risk and Return Relationship in Stock Market and Commodity Prices: A Comprehensive Study of Pakistani Markets // *World Applied Sciences Journal*. – 2011. – Vol. 13, no. 3. – P. 470–481.
 13. Mensi, W., Beljid, M., Boubaker, A., Managi, S. Correlations and Volatility Spillovers across Commodity and Stock Markets: Linking Energies, Food, and Gold // *Economic Modelling*. – 2013. – Vol. 32. – P. 15–22.
 14. Öztekin, M.F., Öcal, N. Financial Crises and the Nature of Correlation between Commodity and Stock Markets // *International Review of Economics & Finance*. – 2017. – Vol. 48. – P. 56–68.
 15. Kosko, B. Fuzzy Cognitive Maps // *Int. J. Man. Mach. Stud.* – 1986. – Vol. 24, no. 1. – P. 65–75.
 16. Авдеева З.К., Коврига С.В. Диагностирование проблемных ситуаций в развитии сложных систем на основе когнитивных карт // *Управление большими системами*. – 2013. – Вып. 42. – С. 5–28. [Avdeeva, Z.K., Kovriga, S.V. Cognitive-Map-Based Diagnostics of Problem Situations in Complex System Development // *Large-Scale Systems Control*. – 2013. – Iss. 42. – P. 5–28. (In Russian)]
 17. Авдеева З.К., Коврига С.В. Подход к постановке задач управления на когнитивной модели ситуации для стратегического мониторинга // *Управление большими системами*. – 2016. – Вып. 59. – С. 120–146. [Avdeeva, Z.K., Kovriga, S.V. Cognitive-Map-Based Approach to Statement of System Development Control Problem Based for the Strategy Monitoring // *Large-Scale Systems Control*. – 2016. – Iss. 59. – P. 120–146. (In Russian)]
 18. Stock, J.H., Watson, M.W. Evidence on Structural Instability in Macroeconomic Time Series Relations // *Journal of Business & Economic Statistics*. – 1996. – Vol. 14, no. 1. – P. 11–30.
 19. Lazariv, T., Schmid, W. Challenges in Monitoring Non-stationary Time Series. In: *Frontiers in Statistical Quality Control*. Ed. by S. Knoth, S., W. Schmid. – Cham: Springer, 2018. – DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-319-75295-2_14
 20. Гребенюк Е.А. Алгоритмы обнаружения изменений свойств нестационарных процессов в режиме мониторинга // *Труды XIV Международной конференции «Управление развитием крупномасштабных систем» (MLSD-2021)*. – Москва, 2021. – С. 738–746. [Grebnyuk, E.A. Algorithms for Detecting Changes in the Properties of Non-Stationary Processes in the Monitoring Mode // *Proceedings of the 14th International Conference “Management of Large-Scale System Development” (MLSD)*. – Moscow: IEEE, 2021. – URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9600109>.]
 21. Mandelbrot, B.B. *Fractals and Scaling in Finance*. – New York: Springer, 1997. – 552 p.
 22. Peters, E.E. *Fractal Market Analysis. Applying Chaos Theory to Investment & Economics*. – New York: J. Wiley & Sons, 1994. – 336 p.
 23. Perron, P. The Great Crash, the Oil Price Shock and the Unit Root Hypothesis // *Econometrica*. – 1989. – Vol. 57, no. 6. – P. 1361–1401.
 24. Kwiatkowski, D., Phillips, P., Schmidt, P. Testing the Null Hypothesis of Stationarity against the Alternative of a Unit Root: How Sure Are We That Economic Time Series Have a Unit Root? // *Journal of Econometrics*. – 1992. – Vol. 54, no. 1-3. – P. 159–178.
 25. Скроботов А.А. Структурные сдвиги и тестирование на единичный корень // *Прикладная эконометрика*. – 2020. – Т. 58. – С. 96–141. [Skrobotov, A.A. Strukturnye sdvigi i testirovanie na edinichnyi koren' // *Prikladnaya ehkonometrika*. – 2020. – Vol. 58. – P. 96–141. (In Russian)]
 26. Casini, A., Perron, P. Structural Breaks in Time Series // *Oxford Research Encyclopedia of Economics and Finance*. – 2019. – DOI: <https://doi.org/10.1093/acrefore/9780190625979.013.179>
 27. Бродский Б.Е. Структурные сдвиги и единичные корни: различение моделей нестационарности временных рядов // *Прикладная эконометрика*. – 2008. – № 3. – С. 52–63. [Brodskii, B.E. Strukturnye sdvigi i edinichnye korni: razlichenie modelei nestatsionarnosti vremennykh ryadov // *Prikladnaya ehkonometrika*. – 2008. – No. 3. – S. 52–63. (In Russian)]
 28. Полбин А.В., Скроботов А.А. Тестирование наличия изломов в тренде структурной компоненты ВВП Российской Федерации // *Экономический журнал Высшей школы экономики*. – 2016. – Т. 20, № 4. – С. 588–623. [Polbin, A.V., Skrobotov, A.A. Testirovanie nalichiya izlomov v trende strukturnoi komponenty VVP Rossiiskoi Federatsii // *Ehkonomicheskii zhurnal Vysshei shkoly ehkonomiki*. – 2016. – Vol. 20, no. 4. – P. 588–623. (In Russian)]
 29. Engle, R.F., Granger, C.W.J. Co-Integration and Error-Correction: Representation, Estimation, and Testing // *Econometrica*. – Vol. 55. – P. 251–276.
 30. Johansen, S. *Likelihood-Based Inference in Cointegrated Vector Autoregressive Models*. – Oxford: Oxford University Press, 1995. – 267 p.
 31. Скроботов А.А. Структурные сдвиги в моделях коинтеграции // *Прикладная эконометрика*. – 2021. – № 3. – С. 117–141. [Skrobotov, A.A. Strukturnye sdvigi v modelyakh kointegratsii // *Prikladnaya ehkonometrika*. – 2021. – No. 3. – P. 117–141. (In Russian)]

32. *Bontempi, G.* Long Term Time Series Prediction with Multi-input Multi-output Local Learning // Proceedings of the 2nd European Symposium on Time Series Prediction (ESTSP08). – Helsinki, Finland, 2008. – P. 145–154.
33. *Bates, J.M., Granger, C.W.J.* The Combination of Forecasts // Journal of the Operational Research Society. – 1969. – Vol. 20, no. 4. – P. 451–468.
34. *Armstrong, J.S.* Combining Forecasts. In: Principles of Forecasting. A Handbook for Researchers and Practitioners. Ed. by J.S. Armstrong. – Boston: Kluwer Academic Publishers, 2001. – P. 417–440.
35. *Makridakis, S., Spiliotis, E., Assimakopoulos, V.* The M4 Competition: Results, Findings, Conclusion and Way Forward // International Journal of Forecasting. – 2018. – Vol. 34, no. 4. – P. 802–808.
36. *Atiya, A.F.* Why Does Forecast Combination Work So Well? // International Journal of Forecasting. – 2020. – Vol. 36, no. 1. – P. 197–200.
37. *Wang, X., Hyndman, R.J., Li, F., Kang, Y.* Forecast Combinations: An over 50-Year Review // International Journal of Forecasting. – 2023. – Vol. 39, no. 4. – P. 1518–1547.
38. *Hoeting, J.A., Madigan, D., Raftery, A.E., Volinsky, C.T.* Bayesian Model Averaging: A Tutorial // Statistical Science. – 1999. – Vol. 14, no. 4. – P. 382–417.
39. *Maheu, J.M., Gordon, S.* Learning, Forecasting and Structural Breaks // Journal of Applied Econometrics. – 2008. – Vol. 23, no. 5. – P. 553–583.
40. *Pesaran, M.H., Pettenuzzo, D., Timmermann, A.* Forecasting Time Series Subject to Multiple Structural Breaks // The Review of Economic Studies. – 2006. – Vol. 73, no. 4. – P. 1057–1084.
41. *Avdeeva, Z.K., Grebenyuk, E.A., Kovriga, S.V.* Raw Material Price Forecasting on Commodity Markets: Application of Expert and Quantitative Information // Advances in Systems Science and Applications. – 2022. – Vol. 22, no. 4. – P. 126–143.
42. *Giraitis, L., Kapetanios, G., Price, S.* Adaptive Forecasting in the Presence of Recent and Ongoing Structural Change // Journal of Econometrics. – 2013. – Vol. 177, no. 2. – P. 153–170.
43. *Junttila, J.* Structural Breaks, ARIMA Model and Finnish Inflation Forecasts // International Journal of Forecasting. – 2001. – Vol. 17, no. 2. – P. 203–230.
44. *Diebold, F.X., Pauly, P.* Structural Change and the Combination of Forecasts // Journal of Forecasting. – 1987. – Vol. 6, no. 1. – P. 21–40.
45. *Goodwin, B.K.* Forecasting Cattle Prices in the Presence of Structural Change // Journal of Agricultural and Applied Economics. – 1992. – Vol. 24, no. 2. – P. 11–22.
46. *Raftery, A.E., Kárny, M., Ettler, P.* Online Prediction under Model Uncertainty via Dynamic Model Averaging: Application to a Cold Rolling Mill // Technometrics. – 2010. – Vol. 52, no. 1. – P. 52–66.
47. *Byrne, J.P., Korobilis, D., Ribeiro, P.J.* On the Sources of Uncertainty in Exchange Rate Predictability // International Economic Review. – 2018. – Vol. 59, no. 1. – P. 329–357.
48. *Aye, G., Gupta, R., Hammoudeh, S., Kim, W.J.* Forecasting the Price of Gold Using Dynamic Model Averaging // International Review of Financial Analysis. – 2015. – Vol. 41. – P. 257–266.
49. *Koop, G., Korobilis, D.* Large Time-Varying Parameter VARs // Journal of Econometrics. – 2013. – Vol. 177, no. 2. – P. 185–198.
50. *Taieb, S.B., Hyndman, R.* Recursive and Direct Multi-step Forecasting: The Best of Both Worlds. Working Paper 19/12. – Melbourne: Monash University, Department of Econometrics and Business Statistics, 2012. – 36 p.
51. *Taieb, S.B., Sorjamaa, A., Bontempi, G.* Multiple-Output Modeling for Multi-step-ahead Time Series Forecasting // Neurocomputing. – 2010. – Vol. 73. – P. 1950–1957.
52. *Livieris, I.E., Pintelas, P.* A Novel Multi-step Forecasting Strategy for Enhancing Deep Learning Models' Performance // Neural Computing and Applications. – 2022. – Vol. 34. – P. 19453–19470. – DOI: <https://doi.org/10.1007/s00521-022-07158-9>
53. *Sezer, O.B., Gudelek, M.U., Ozbayoglu, A.M.* Financial Time Series Forecasting with Deep Learning: A Systematic Literature Review: 2005–2019 // Applied Soft Computing. – 2020. – Art. no. 106181. – DOI: <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2020.106181>
54. *Mahmoud, A., Mohammed, A.* A Survey on Deep Learning for Time-Series Forecasting. In: Machine Learning and Big Data Analytics Paradigms: Analysis, Applications and Challenges. Ed. by A.E. Hassanien and A. Darwish. – Cham: Springer, 2021. – P. 365–392.
55. *Li, Z., Fan, C., Ding, W., Qian, K.* Robot Navigation and Map Construction Based on SLAM Technology // World Journal of Innovation and Modern Technology. – 2024. – Vol. 7, iss. 3. – P. 8–14. – DOI: [https://doi.org/10.53469/wjimt.2024.07\(03\).02](https://doi.org/10.53469/wjimt.2024.07(03).02)
56. *Dessaint, O., Foucault, T., Frésard, L.* Does Alternative Data Improve Financial Forecasting? The Horizon Effect // The Journal of Finance. – 2024. – Vol. 79, no. 3. – P. 2237–2287.
57. *Lee, S.I., Yoo, S.J.* Threshold-Based Portfolio: The Role of the Threshold and Its Applications // The Journal of Supercomputing. – 2020. – Vol. 76, no. 10. – P. 8040–8057.
58. *Dingli, A., Fournier, K.S.* Financial Time Series Forecasting – Deep Learning Approach // International Journal of Machine Learning and Computing. – 2017. – Vol. 7, no. 5. – P. 118–122.
59. *Luo, Z., Guo, W., Liu, Q., Zhang, Z.* A Hybrid Model for Financial Time-Series Forecasting Based on Mixed Methodologies // Expert Systems. – 2021. – Vol. 38, no. 2. – Art. no. e12633.
60. *Zhang, G., Zhang, X., Feng, H.* Forecasting Financial Time Series Using a Methodology Based on Autoregressive Integrated Moving Average and Taylor Expansion // Expert Systems. – 2016. – Vol. 33, no. 5. – P. 501–516.
61. *Wu, Z., Huang, N.E.* Ensemble Empirical Mode Decomposition: A Noise-Assisted Data Analysis Method // Adv. Adapt. Data Anal. – 2009. – Vol. 1, no. 01. – P. 1–41. – DOI: <https://doi.org/10.1142/S1793536909000047>
62. *Yang, H., Lin, H.* Applying the Hybrid Model of EMD, PSR, and ELM to Exchange Rates Forecasting // Computational Economics. – 2017. – Vol. 49, no. 1. – P. 99–116.
63. *Garcia, D., Kristjanpoller, W.* An Adaptive Forecasting Approach for Copper Price Volatility through Hybrid and Non-hybrid Models // Applied Soft Computing. – 2019. – Vol. 74. – P. 466–478.
64. *Peng, C.K., Havelin, S., Stanley, H.E., Goldberger, A.L.* Quantification of Scaling Exponents and Crossover Phenomena in Nonstationary Time Series // Chaos. – 1995. – No. 5. – P. 82–89.
65. *Mali, P., Mukhopadhyay, A.* Multifractal Characterization of Gold Market: A Multifractal Detrended Fluctuation Analysis // Physica: A Statistical Mechanics and its Applications. – 2014. – Vol. 413. – P. 361–372.
66. *Podobnik, B., Stanley, H.E.* Detrended Cross-correlation Analysis: A New Method for Analyzing Two Non-stationary Time Series // Phys. Rev. Lett. – 2008. – Vol. 100. – Art. no. 084102.



67. *Granger, C.W.J., Joyeux, R.* An Introduction to Long-Memory Time Series Models and Fractional Differencing // *Journal of Time Series Analysis*. – 1980. – Vol. 1, no. 1. – P. 15–30.
68. *Jiang, Z.Q., Xie, W.J., Zhou, W.X., Sornette, D.* Multifractal Analysis of Financial Markets: A Review // *Reports on Progress in Physics*. – 2019. – Vol. 82, no. 12. – Art. no. 125901.
69. *Гарафутдинов П.В.* Исследование влияния некоторых параметров модели ARFIMA на точность прогноза финансовых временных рядов // *Прикладная эконометрика*. – 2021. – Т. 62. – С. 85–100. [*Garafutdinov, R.V.* Issledovanie vliyaniya nekotorykh parametrov modeli ARFIMA na tochnost' prognoza finansovykh vremennykh ryadov // *Prikladnaya ehkonometrika*. – 2021. – Vol. 62. – P. 85–100. (In Russian)]
70. *Ellis, C., Wilson, P.* Another Look at the Forecast Performance of ARFIMA Models // *International Review of Financial Analysis*. – 2004. – Vol. 13, no. 1. – P. 63–81.
71. *Xiu, J., Jin, Y.* Empirical Study of ARFIMA Model Based on Fractional Differencing // *Physica: A Statistical Mechanics and its Applications*. – 2007. – Vol. 377, no. 1. – P. 138–154.
72. *Shittu, O.I., Yaya, O.S.* Measuring Forecast Performance of ARMA and ARFIMA Models: An Application to US Dollar/UK Pound Foreign Exchange Rate // *European Journal of Scientific Research*. – 2009. – Vol. 32, no. 2. – P. 167–176.
73. *Jadhav, V., Chinnappa, R.B.V., Gaddi, G.M.* Application of ARIMA Model for Forecasting Agricultural Prices // *J. Agr. Sci. Tech.* – 2017. – Vol. 19, no. 5. – P. 981–992.
74. *Boutahar, M., Mootamri, I., Peguin-Feissolle, A.* A Fractional Integrated Exponential STAR Model Applied to the US Real Effective Exchange Rates // *Economic Modelling*. – 2009. – Vol. 26. – P. 335–341.
75. *Papailias, F., Dias, G.F.* Forecasting Long Memory Series Subject to Structural Change: A Two-Stage Approach // *International Journal of Forecasting*. – 2015. – Vol. 31, no. 4. – P. 1056–1066.
76. *Bukhari, A.H., Raja, M.A.Z., Sulaiman, M., et al.* Fractional Neuro-Sequential ARFIMA-LSTM for Financial Market Forecasting // *IEEE Access*. – 2020. – Vol. 8. – P. 71326–71338.
77. *Kristoufek, L.* Fractal Markets Hypothesis and the Global Financial Crisis: Scaling, Investment Horizons and Liquidity // *Advances in Complex Systems*. – 2012. – Vol. 15, no. 6. – Art. no. 1250065.
78. *Taylor, S.J., Letham, B.* Forecasting at Scale // *The American Statistician*. – 2018. – Vol. 72, no. 1. – P. 37–45.
79. *Baumeister, C., Kilian, L.* Forecasting the Real Price of Oil in a Changing World: A Forecast Combination Approach, *Journal of Business & Economic Statistics*. – 2015. – Vol. 33, no. 3. – P. 338–351.
80. *Li, X., Ma, J., Wang, S., Zhang, X.* How Does Google Search Affect Trader Positions and Crude Oil Prices? // *Economic Modelling*. – 2015. – Vol. 49. – P. 162–171.
81. *Tang, L., Zhang, C., Li, L., Wang, S.* A Multi-scale Method for Forecasting Oil Price with Multi-factor Search Engine Data // *Applied Energy*. – 2020. – Vol. 257. – Art. no. 114033.
82. *Xu, W., Liu, W., Xu, C., et al.* REST: Relational Event-Driven Stock Trend Forecasting // *Proceedings of the Web Conference WWW'2021*. – New York, 2021. – P. 1–10. – DOI: <https://doi.org/10.1145/3442381.3450032>
83. *Zhang, X., Yu, L., Wang, S., Lai, K.K.* Estimating the Impact of Extreme Events on Crude Oil Price: An EMD-Based Event Analysis Method // *Energy Economics*. – 2009. – Vol. 31, no. 5. – P. 768–778.
84. *Zhao, L., Liu, W., Zhou, M., Wen, F.* Extreme Event Shocks and Dynamic Volatility Interactions: The Stock, Commodity, and Carbon Markets in China // *Finance Research Letters*. – 2022. – Vol. 47. – Art. no. 102645.
85. *Marmier, F., Cheikhrouhou, N.* Structuring and Integrating Human Knowledge in Demand Forecasting: A Judgmental Adjustment Approach // *Production Planning & Control*. – 2010. – Vol. 21, no. 4. – P. 399–412.
86. *Felix, G., Nápole, G., Falcon, R., Froelich, W.* A Review on Methods and Software for Fuzzy Cognitive Maps // *Artif. Intell. Rev.* – 2019. – Vol. 52. – P. 1707–1737.
87. *Orang, O., de Lima e Silva, P.C., Guimarães, F.G.* Time Series Forecasting Using Fuzzy Cognitive Maps: A Survey // *Artif. Intell. Rev.* – 2023. – Vol. 56. – P. 7733–7794.
88. *Hong, T., Han, I.* Integrated Approach of Cognitive Maps and Neural Networks Using Qualitative Information on the World Wide Web: The KBNMiner // *Expert Systems*. – 2004. – Vol. 21, no. 5. – P. 243–252.
89. *Аверкин А.Н., Ярушев С.А., Павлов В.Ю.* Когнитивные гибридные системы поддержки принятия решений и прогнозирования // *Программные продукты и системы*. – 2017. – Т. 30, № 4. – С. 632–642. [*Averkin, A.N., Yarushev, S.A., Pavlov, V.Yu.* Cognitive Hybrid Systems for Decision Support and Forecasting // *Programmnye produkty i sistemy*. – 2017. – Vol. 30, no. 4. – P. 632–642. (In Russian)]
90. *Авдеева З.К., Гребенюк Е.А., Коврига С.В.* Формирование среднесрочных помесячных прогнозов цен на сырье на основе экспертной и количественной информации // *Автоматизация в промышленности*. – 2022. – № 5. – С. 38–45. [*Avdeeva, Z.K., Grebenyuk, E.A., Kovriga, S.V.* Formirovanie srednesrochnykh pomesyachnykh prognozov tsen na syr'e na osnove ehkspertnoi i kolichestvennoi informatsii // *Avtomatizatsiya v promyshlennosti*. – 2022. – No. 5. – P. 38–45. (In Russian)]
91. *Avdeeva, Z.K., Grebenyuk, E.A., Kovriga, S.V.* Detection of Structural Shifts in Commodity Markets in the Mode of Situation and Digital Monitoring // *IFAC-PapersOnLine*. – 2023. – Vol. 56, no. 2. – P. 7778–7783.

Статья представлена к публикации членом редколлегии В.В. Клочковым.

Поступила в редакцию 14.07.2024,
после доработки 08.11.2024.
Принята к публикации 13.11.2024.

Авдеева Зинаида Константиновна – канд. техн. наук,
✉ avdeeva@ipu.ru
ORCID iD: <https://orcid.org/0000-0002-4517-6750>

Гребенюк Елена Алексеевна – д-р техн. наук,
✉ Ingrebenuk12@yandex.ru
ORCID iD: <https://orcid.org/0000-0002-5153-8578>

Коврига Светлана Вадимовна – науч. сотрудник,
✉ kovriga@ipu.ru
ORCID iD: <https://orcid.org/0000-0001-7675-5192>

Институт проблем управления им. В. А. Трапезникова РАН,
г. Москва.

© 2024 г. Авдеева З. К., Гребенюк Е. А., Коврига С. В.



Эта статья доступна по лицензии [Creative Commons «Attribution» \(«Атрибуция»\) 4.0 Всемирная](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

ANALYSIS OF MEDIUM-TERM FORECASTING METHODS FOR PROCESSES WITH STRUCTURAL SHIFTS IN FINANCIAL AND COMMODITY MARKETS

Z.K. Avdeeva*, E.A. Grebenyuk** and S.V. Kovriga***

Trapeznikov Institute of Control Sciences, Russian Academy of Sciences, Moscow, Russia

*✉ avdeeva@ipu.ru, **✉ lngrebenuk12@yandex.ru, ***✉ kovriga@ipu.ru

Abstract. Medium-term price forecasting methods for financial and commodity markets are considered. The forecasted processes are nonstationary and nonlinear; they contain structural shifts arising due to systemic changes in the market structure and extreme events affecting the market. The probability of structural shifts grows with increasing the forecasting horizon, so the forecasting problem should be solved considering possible changes in the process of interest on the forecasting horizon. To forecast future changes in the process, it is necessary to expand the information field of the forecast, i.e., include expert judgments and the results of qualitative analysis of the processes, e.g., using the methods of fundamental analysis, cognitive analysis, and their implementation algorithms. Medium-term price forecasting in financial and commodity markets is a necessary element in the planning and management of socio-economic and production systems and investment management. This survey addresses the peculiarities of the forecasted processes determining the requirements for medium-term forecasting methods, their implementation, and the selection of necessary information included in the forecast to detect future changes in the process and their causal factors. Models and methods of statistical forecasting, artificial intelligence, and fractal analysis are considered, in addition to those using information from various sources in the forecasting algorithm: expert judgments, news about extreme events, and search engine data. The results of this survey are summarized in the context of medium-term forecasting. Finally, some promising lines of research in this area are outlined.

Keywords: commodity and financial markets, time series, structural shifts, medium-term forecasting.

Acknowledgments. This work was supported in part by the Russian Science Foundation, project no. 23-21-00455; <https://rscf.ru/project/23-21-00455/>.