

3. Analysis of the residential real estate market in St. Petersburg. URL: <http://rway.ru/publication/publication71-2180.aspx> (date of circulation: 07/05/2016).
4. **Sedlak M.** Tendencies of the development of the sectoral structure of the economy // Problems of Management Theory and Practice. 1998. № 4. p. 30–35.
5. **Schwarzenbeck N., Erley R., Wilderer P.** Aerobic Granular Sludge in an SBR-System Treating Wastewater Rich in Particulate Matter. Wat. Sci. Technol. 2004. 49 (11–12). P. 41–46.

УДК:336.01,336.02

## **РАЗВИТИЕ ФИНАНСОВОЙ ТЕОРИИ И ПРАКТИКИ ПОД ВОЗДЕЙСТВИЕ БОЛЬШИХ ДАННЫХ**

**ВАСИЛЬЕВ Сергей Александрович, д.э.н.<sup>1</sup>**

**КЛЮЧНИКОВ Олег Игоревич, к.э.н.<sup>2</sup>**

**СЫЧЕВ Д.А., соискатель<sup>3</sup>**

<sup>1</sup> Советник ректора, Автономная некоммерческая организация высшего образования «Международный банковский институт», Санкт-Петербург, Россия

<sup>2</sup> Кафедра банковского бизнеса и инновационных финансовых технологий, Автономная некоммерческая организация высшего образования

«Международный банковский институт», Санкт-Петербург, Россия

<sup>3</sup> Кафедра общей экономической теории Санкт-Петербургского государственного экономического университета (СПбГЭУ)

Адрес для корреспонденции:

О. И. Ключников, 191023, Невский пр., 60

Т.: +79219549889; e-mail: okey003@mail.ru

### **Аннотация**

В статье рассматриваются теоретические и практические перспективы, связанные с внедрением в финансовую сферу больших данных. В концептуальном и хозяйственном плана феномен «большие данные» изменил структуру отрасли, привел к появлению новых финансовых свойств и раздвинул границы применения финансов.

В статье выдвигается идея кризиса финансовой науки, преодоление которого возможно посредством развития новых финансовых технологий и вычислительных методов, а также построения новых модельных рядов, позволяющих учитывать сверхскоростные потоки сверхбольших данных.

**Ключевые слова**

Высокоскоростная торговля, большие данные в финансах, финансы, эконометрика, финансовая математика, неопределенность, хаос.

UDC:336.01,336.02

## **DEVELOPMENT OF FINANCIAL THEORY AND PRACTICE UNDER THE INFLUENCE OF BIG DATA**

**VASIL'EV S. A., Doctor of Economics, Professor<sup>1</sup>**

**KLYUTCHNIKOV Oleg I., PhD in Economic<sup>2</sup>**

**SYCHEV D.A., postgraduate<sup>3</sup>**

<sup>1</sup>Advisor to the rector, Autonomous nonprofit organization of higher education

«International banking Institute», Saint-Petersburg, Russia

<sup>2</sup>Department of banking and innovative financial technologies,

Autonomous nonprofit organization of higher education «International banking Institute»,

Saint-Petersburg, Russia

<sup>3</sup>Department of General Economic Theory of the St. Petersburg State Economic University

Address for correspondence:

O.I. Kliuchnikov, 191023, Saint-Petersburg, Nevsky pr., 60

T.: +79219549889; e-mail: okey003@mail.ru

**Abstract**

The article analyzes the driving forces and directions for the restructuring of financial theory, econometrics, financial mathematics and financial practices due to the emergence of ultra-high-speed trade associated with extremely large data. Modern concepts and models show and explain the significant diversity in the behavior of financial intermediaries and regulators in the market. However, they do not give a satisfactory answer to the question of how to manage modern data, why there is no possibility of their full formalization and how to cope with the tasks of managing the financial sphere in the conditions of a sharp increase in the information.

The article examines a peculiar crisis of financial science and econometrics. It is based on the inability of old methods to conduct financial calculations of modern data and analyze rapidly changing information. It is shown that overcoming the crisis is possible in the direction of the development of new financial technologies and computational methods, as well as the construction of new model series that allow to take into account ultra-high-speed flows of extremely large data and carry out complex work with them.

**Keywords**

Ultra-high-speed trading, big data in finance, finance, econometric, financial mathematics, uncertainty, and chaos.

**1. Постановка проблемы**

Современная финансовая активность предполагает производство огромных потоков информации, которую необходимо собирать, обрабатывать, хра-

нить, анализировать и использовать, извлекая и переформатирую определенную часть информации в соответствии с текущими потребностями. Данная работа определяет рост рынка больших данных и доходов, генерируемых от работы с ними. Так, к 2023 г. доходы от работы с большими данными преодолют планку в 260 млрд долл., в том числе банковская сфера сгенерирует доход в размере почти 40 млрд долл. (Global... 2018). Обработка быстро растущих массивов данных стала серьезной проблемой для финансовых учреждений. Проблема «Большие данные» достаточно широко обсуждается в специальной литературе (From Data...2014; Gutierrez, 2017; Bengenau...2018; Analytics, 2018; Westland, 2018). Тем не менее вопросы использования больших данных в финансах нуждаются в систематизации и теоретических обобщениях. Обращение к большим массивам данных позволяет полнее понять рынок, разработать новые алгоритмы и модели и, как следствие, перейти к более эффективному управлению рисками, повысить конкурентоспособность и свободнее ориентироваться в неопределенной ситуации (Sigova... 2017). В статье анализируются новые тенденции в теории и практике использования больших данных в финансовых учреждениях.

Большие объемы данных, непосредственно относящихся к финансовому сектору, генерируют различные источники. Среди них выделяются социальные сети и новостные сервисы, являющиеся гетерогенными и *неструктурированными*, а также электронные финансовые рынки и Интернет-торговля, которые ежедневно производят терабайты *структурированных* сверхвысокочастотных данных. Наборы данных настолько велики и сложны, что становится трудно их обрабатывать с помощью существующих инструментов и методов управления данными. С другой стороны, данные могут предоставить ценную информацию для разработки и проверки финансовых стратегий, управления рисками и принятия решений, а также для расширения активности финансовых организаций и повышения уровня удовлетворения потребностей населения и хозяйства в расчетах, сбережениях, кредитах, инвестициях и страховании. Но существует и отрицательные стороны, связанные с резким ростом данных, а также возникающими проблемами информационных перенасыщений и упорядочивания данных.

На бытовом уровне каждый из нас постоянно занимается финансовым планированием и моделированием. Рассчитываем, что купить сегодня, а что завтра, где и когда совершить покупку, хватит ли на все денег. Ежедневно каждый из нас ставит и решает такие задачи. Еще более важные задачи ежедневно

решает государство, а также компании и банки. Как домохозяйства, так и компании и государство стремятся упорядочить информационные потоки и определить место в системе «хаос–порядок» (Klioutchnikov... 2017) для того, чтобы лучше ориентироваться в окружающем мире и повысить эффективность функционирования.

Интернет выступает в виде огромного склада информации, которая необходима как для потребителей, так и поставщиков продуктов и услуг. Одновременно он постоянно подталкивает финансовые учреждения к пересмотру традиционного подхода к информации. В таких условиях происходит переход к системе «Больших данных» и использованию ее потенциала в текущем управлении. Такой переход вызван феноменом «Большие данные». Он во многом определяет характер современной финансово-технологической революции. Воздействие больших данных на финансы недостаточно изучено. Дело еще заключается в том, что сами финансы по сути своей представляют собой информационные потоки, выраженные в стоимостной форме. Резкий рост данных потоков становится новым феноменом не только финансовой науки, но и математики, статистики, эконометрики, а также информатики и программирования. Задача сводится не столько к установлению данного феномена, сколько к определению качественных и количественных параметров его действия и место в финансовой теории.

Техническая сторона феномена «Большие данные» достаточно хорошо исследована, обширная литература и различные разработчики сделали значительный вклад в понимание механизмов работы с большими массивами данных (Big Data in Finance, 2017). В то же время их влияние на финансы недостаточно изучено. Тем не менее, финансово-информационная революция и масштабы ее воздействия на общество требуют перехода к более обстоятельным обобщениям и систематическому изучению данного феномена.

Для финансов информация – ее формирование, перемещение, извлечение данных и их обработка – является «производственной» основой деятельности. Известно, что деньги и финансовые активы выступают в форме соответствующих данных, которые является базой и естественным состоянием финансов. Большие массивы данных являются основой для самых разнообразных вычислений. Их используют для параметризации как времени (Елисеева, 2004), так и неопределенности (в основном в виде рисков и случайностей), а также и активов (Ключников, Молчанова, Ключников, 2017). Посредством замеров различных временных отрезков, уровней неопределенности и активов

устанавливаются текущая и будущая стоимость денег и финансовых контрактов. Все три категории (время, неопределенность и активы) идентифицируются с помощью данных. Ретроспективное наблюдение цены и оборота активов в различных временных рядах, а также ожиданий и будущих неопределенных ситуаций является неременным условием движения финансов. Организация их учета требует перехода к работе с постоянно растущим объемом данных, что является достаточно сложным и проблемным делом. Однако от его решения во многом зависят ценообразование, клиентская база и продуктовая линейка банков, страховых компаний и бирж, а также сама возможность дальнейшего существования финансового рынка и эффективность расчетов, инвестиций и кредита. Все стадии движения уже поступившей в работу информации – от сбора, обработки, и до извлечения из хранилищ и анализа данных – включаются в бизнес процессы и решаются управленческими методами, что требует специфических подходов и организационных приемов. Решение данных задач требует применения уникальных подходов, среди которых можно предложить переход к кластерной форме организации размещения и использования данных. В рамках кластеров можно интегрировать самые разнообразные организационные формы, приемы и методы управления, механизмы сбора, обработки и хранения данных.

Облачная организация кластеров вполне подходит для открытых баз больших данных. Кластерная форма организации данных открывает перспективы для коллективного пользования данными, в частности, для новых инвестиционных и кредитных решений – краудфандинга и народного IPO, прямых расчетов – P2P (между физическими лицами), B2B (между юридическими лицами), B2C (населения с бизнесом) (Ключников, Молчанова, 2017), а также G2P (правительством и населением) и G2B (правительством и бизнесом).

В нашей стране возникает возможность перехода к технологическим кластерам (облачным и стационарным), которые занимаются обработкой сверхбольших объемов высокоскоростных слабоформализуемых финансовых данных. Развитие данного направления позволит значительно улучшить позиции России на мировой арене как в сфере информационных технологий, так и на финансовых рынках.

Вполне можно предвидеть дальнейший рост финансовой информации. И в дальнейшем она будет нуждаться в структурировании и хранении. Финансы постоянно находятся в движении от хаоса к порядку и обратно. В основе данных колебаний находится цикличность финансового рынка. На макроуровне входе колебаний происходит переход от финансового кризиса к росту

и буму, а на микроуровне – от устойчивости к неустойчивости – неплатежам, банкротствам и дефолтам. Если данные процессы перевести на информационный уровень, то все можно свести к механизму упорядочивания системы «хаос – порядок» (все движение идет от 0 до 1 и обратно). Задача заключается в поиске условий и механизмов перехода от хаоса к порядку. При решении данной задачи следует выяснить экзогенные и эндогенные шоковые воздействия на систему. Многое зависит от скорости переработки данных, их объема, а также источников их инициации (внутри самой системы или вне ее). К особенностям современных финансов следует отнести рост неопределенности. В результате повышается значение отклонений и случайностей, которые не всегда в инкорпорируются в рыночное поведение. Такие «случайности» свидетельствуют о слабой формализации информации, а также сбоях и ошибках в системе. Необходимость перехода к учету случайностей выдвигает новые требования к работе с данными. От правильного настроя системы данных и учета в ее работе случайностей во многом зависит корректность всей работы с «Большими данными».

Математики вычленили детерминированные процессы не только в порядке, но и в хаосе. Детерминированность вполне измеряемая, например, посредством присвоения каждому состоянию системы определенного номера и параметризации данного показателя в рамках системы. Последовательность номеров и их движение от 0 до 1 позволяет перейти к вычислениям вероятности наступления того или иного состояния системы. При расчетах постоянно возникает проблема нехватки данных или перенасыщенность ими. Резкий рост скорости инициирования информации и ее поступления в управленческие системы, а также не менее быстрое наращивание её объема и разнородности вызывают необходимость учета слабо поддающихся структурированию и формализации данных. В результате значительно усложняется работу и выдвигается на передний план задача по разработке более совершенных финансово-информационных технологий. В результате происходит пересмотр отношений к данным, а также изменение места информационных служб в системе управления. В результате возникают предпосылки для формирования нового подхода к упорядочиванию финансового рынка (участниками и регуляторами). Успехи финансовой математики и информатики отчасти способствовали относительной стабилизации рынка, наблюдаемой на начальной стадии перехода финансов на большие данные (1980–2008 гг.). На рубежах двух столетий многие стремились найти в череде финансовых событий закономерности и тем самым перейти к моделированию связей и зависимостей. В то время

проводилась относительно простая экстраполяция текущих тенденций на будущее. При этом в вычисления вовлекались дополнительные данные, происходило усложнение расчетов и модельных рядов, что создавало видимость объективности прогнозов и не вызывало сомнений в их реалистичности. Однако достаточно быстро выяснилось, что работа с данными на разных фазах цикла требует различных приемов и методов их отбора, обработки и анализа, а прогнозы, составленные на фазе роста, не релевативные для фазы падения. «Одни и те же данные по разному срабатывали на противоположных фазах финансового цикла» (Ключников, Молчанова, 2015), что вызвало необходимость пересмотра традиционных подходов к учету, обработке и анализу данных.

В XIX веке на базе теории вероятностей и математической статистики возникла новая отрасль – страхование. В дальнейшем получили широкое распространение арбитражные операции, технический и фундаментальный биржевой анализ, рейтингование, а также произошел переход к моделированию финансовых ситуаций и прогнозированию финансовых процессов. В результате происходила формализация и упорядочение случайных событий финансового рынка, а также появилась возможность подойти к ним с разных позиций и приступить к работе со значительными массивами данных. Все развитие происходило в рамках системы «хаос–порядок». Государственное регулирование чаще подпадало под понятия «стабильность» (порядок, который в теории определялся как эффективный финансовый рынок) и «нестабильность» (под крайней точкой которого подразумевался хаос, то есть разрушение системы). Теория эффективного рынка подготовила модель идеально-стабильного рынка, находящегося в равновесии и упорядоченном состоянии. Для макроуровня такая финансовая упорядоченность (которая соответствовала равновесию и стабильности) означала следующее: сбалансированный государственный бюджет (в узком значении); нормальное (бесперебойное) функционирование денежно-кредитной и финансовой системы (в широком значении). На микроуровне упорядоченность сводилась к поддержанию платежной дисциплины и соблюдению финансовых обязательств.

Постоянные переходы от хаоса к порядку и обратно происходят в рамках финансовой цикличности. Дело в том, что каждая фаза цикла представляет собой конкретное состояние системы «хаос–порядок». При этом полюсами системы становятся максимальный подъем (высшая точка – бум) и минимальное падение (кризис). Данные точки системы «хаос–порядок» связаны с пиковыми нагрузками на всю систему – как на хозяйство, так и на информационную

сферу. На двух полюсах находятся антиподы финансового порядка и стабильности. Однако бум и кризис характеризуют систему «хаос–порядок» по-разному. Они также оказывают разные воздействия как на финансовый рынок, так и все хозяйство. К порядку в большей степени относится умеренный рост; возможно, в ряде случаев, относительная стабильность и порядок присутствуют на стадии депрессии. Тогда происходит минимизация объемных данных рынка и сокращение его летучести и ликвидности (Сигова, Круглова, Ключников, 2017).

Для упорядочивания системы «хаос–порядок» необходима организация работы с большими информационными потоками. В самом общем плане данная работа сводится к написанию системного кода поведения неурегулированных механизмов совместного пользования. В динамической системе кодирование не может быть статическим. Поэтому необходим механизм постоянной адаптации к смене обстановки. Так, при росте объема информации происходит смена кода и способа его применения. В целом требует полная интеграция процесса кодирования в хозяйственную культуру и социально-экономическую структуру общества. В обозримой перспективе не стоит задача по замене людей электроникой. Однако такой переход теоретически вполне возможен как при оптимизации работы с большими данными, так и при вовлечении в оборот новых финансовых продуктов и услуг. Переход на цифровые технологии способен поменять информационное пространство – не только подключить его к культурно-хозяйственному процессу, но и ввести в механизм управления экономикой. Так, технологии распределенных реестров способны подвести к новым формам коммуникации и социальной организации, что, в свою очередь, подготавливает дальнейший переход к коллективному интеллекту и использованию искусственного интеллекта в финансовом управлении, что позволит перевести на новый уровень работу с большими данными.

Основателей теории хаоса Анри Пуанкаре (1854–1912) разработал специальный метод, с помощью которого можно проводить расчеты вероятности событий. Его метод быстро нашел применение сначала на биржах, а затем распространился на все финансы. Последователи Пуанкаре научились работать большими объемами данных. Таким образом в науке происходил методологический, концептуальный и инструментальный переход к работе с большими данными. Большие массивы данных необходимы при определении цен на многие фиктивные активы, прежде всего, фьючерсы и опционы, а также производные. С их помощью отрабатываются различные сценарии развития рынка.

Смена финансовой парадигмы под воздействием больших данных способна «нарушить сложившуюся систему финансовой стабильности и сложившегося порядка», а также принести в систему новые угрозы (Ключников, Молчанова, 2015).

## **2. Особенности оценки инвестиционной информации**

В 1950–1960-х гг. во многом сложились современные теоретические представления об инвестиционной деятельности. В дальнейшем они были популяризированы и стали достоянием широких слоев населения. Имеется огромное количество литературы и сайтов, направленных на развитие инвестиционных навыков населения. Гораздо меньше внимания уделяется проблемам управления информацией, а также данными и знаниями в инвестиционной сфере (как в прямых, так и портфельных инвестициях), в то время как информация обеспечивает общий фон инвестиционно-фондовой активности и от данных зависят принимаемые решения и инвестиционно-фондовая культура общества.

По сути, информация находится во главе угла любых инвестиционных решений:  $I_i \in In; f(In) = \int_1^{\infty} f(In)dI$ , где  $I_i$  – информация, необходимая для конкретной инвестиции, всего массива инвестиционной информации;  $In, dI$  – коэффициент интегрирования; массив инвестиционной информации представляется как сумма для бесконечного числа бесконечных данных, необходимых для принятия решений. Посредством преобразований подынтегральной функции происходит переход к нескольким интегралам элементарных функций – в нашем случае набору конкретной инвестиционной информации по разным объектам. Измеряемая величина –  $In$ ; вся информация, требуемая для правильного инвестиционного решения, – информация  $I_i$ . Относительная величина требуемой для правильных инвестиционных решений информации вводится для оценки качества выборки; она, очевидно, безразмерна:  $\frac{I_i}{In}$ . Однако существуют приемы, с помощью которых ее можно рассчитать.

Когда информацию рассматривают как культурологическое явление, то имеют в виду гораздо больше, чем бухгалтерские балансы, финансовые показатели и различные отчеты. Скорее всего, в это понятие включают разнообразные и зачастую альтернативные представления и данные, которые подходят для анализа финансового рынка и его окружения, но имеющиеся данные необходимо вычленивать и определенным образом сконфигурировать. Резкий рост вычислительных мощностей и емкостей хранилищ информации означает,

что объем данных, который может быть интерпретирован аналитиком или управляющим активами, растет с экспоненциальной скоростью, что выдвигает целый ряд проблем по их фильтрации, структурированию, обозримости и, в целом ряде случаев, визуальной наглядности. Для индивидуальных инвесторов рост информационного массива зачастую отрицательно сказывается на эффективности принятия решений. Однако он предоставляет дополнительную возможность и преимущество для информационно-технологичных организаций, адаптивных к росту информационного потока и обладающих возможностью его структурирования, обзора и анализа. Индустрия управления инвестициями – это, в сущности, отрасль обработки данных: она черпает информацию о компаниях, отраслях и экономиках, обрабатывает данные и, как следствие этого, появляются инвестиционные решения – инвестиционные проекты и инвестиционные портфели. Тот, кто способен овладеть плодами революции в обработке данных, использовать их для существующих инвестиционных стратегий и включить в систему управления человеческим капиталом, станет успешным долгосрочным управляющим активами.

Достижения в работе с информацией существенно повысили вычислительный барьер для работы с очень большими объемами данных. Во второй половине текущего десятилетия можно задействовать кластер, например, из 100 и более серверов в облаке Amazon, чтобы обрабатывать миллиарды строк данных за считанные часы, а иногда и минуты. Еще недавно такие возможности отсутствовали при машинной обработке собственными силами даже у ведущих банков. В результате открылись огромные возможности для исследований тем, кто овладел очень большим массивом данных. В таких условиях меняется отношение инвесторов к информации. Последняя всегда играла первостепенную роль в любых инвестиционных решениях, но переход к анализу сверхбольших объемов информации качественно меняет отношение инвестора к данным, а аналитиков и традиционных IT-работников к работе с ними, а также их участию в инвестиционном процессе.

Развитие новых технологий совпало с осознанием факта, что огромный объем данных, который накапливается на транзакционных веб-сайтах, в социальных сетях и мобильных устройствах, с помощью избирательных передовых аналитических методов может отвечать на вопросы, которые ранее даже не предполагали задавать. Современные наборы данных связаны с идеей неструктурированных и слабоформализованных, а также с большой скоростью поступающих данных. В настоящее время нарастает общая нехватка структур

для обработки таких данных. В результате большие массивы информации часто не используются или анализируются различными банковскими работниками по старым технологиям – специалистами существующих IT-отделов или бизнес-аналитических групп. Такие специалисты, преимущественно с опытом работы в области информатики, далеко не всегда справляются с современными задачами, и результаты обработки данных далеки от совершенства.

Особое место в системе больших данных занимают так называемые альтернативные данные – информация, которая не относится к обычной статистике банков и их клиентов, а включает веб-трафик, геолокационные данные с привязкой ко времени (то есть информацию о том, где, у кого, как и когда происходят события) и т.п. Большая часть такой информации ранее просто отсутствовала или была недоступной для использования кредитно-инвестиционным сообществом. В результате, с одной стороны, информационный ореол культурной среды финансовых компаний значительно расширился, а с другой – структурировался и приобрел новые отличительные черты.

В настоящее время навыки, необходимые для хорошего научного исследователя больших данных и хорошего инвестора удивительно дополняют друг друга. Хорошие ученые-исследователи больших данных обладают несколько отличными качествами. Для них характерны, с одной стороны, знания математики, статистики, программирования и алгоритмов, с другой стороны, четкое понимание бизнеса, а также источников информации (включая знание доменов и пр.) и возможных направлений ее использования. Большие данные можно использовать разнопланово. Поэтому задачей исследователя является тщательный подход к данным и сосредоточение только на тех направлениях их привлечения и способах обработки, которые имеют значение для поставленных целей.

Успешный инвестор должен сочетать знания о доменах компаний, в которые инвестирует, иметь традиционные навыки, такие как анализ финансовой отчетности, управление активами, умение работать со счетами и понимание работы финансовых рынков. При сопоставлении требований, которые предъявляются к современным инвесторам и исследователям больших данных, выясняется возможность значительное совпадений в области знаний и навыков, которые свойственны как инвесторам, так и специалистам данных. Например, исследователь больших данных должен обладать углубленными знаниями программирования и алгоритмов, а инвестор – финансовым анализом и качествами трейдера. Поэтому успех зависит от двух обстоятельств:

1) программно-компьютерных знаний со стороны исследователя данных. Навыки в общении (в том числе знание психологии) и консультировании позволяют углубить и расширить сотрудничество с инвесторами, что улучшает понимание проблем, которые стоят на пути решения поставленных задач;

2) открытости к сотрудничеству со стороны инвестора. Инвестору необходимо взаимодействовать с научным сотрудником в направлении создания совместной команды.

Упор на управление большими данными означает переход на новый аналитико-управленческий уровень финансовых учреждений. С учетом использования современных объемов информации можно выделить следующие четыре новых направления активности:

1. *Индивидуализация подхода.* Если раньше индивидуальный подход был характерен только для состоятельных клиентов и рассматривался в рамках «private banking», то феномен «Большие данные» позволил перевести его в розничную сферу, в которой были подготовлены условия для индивидуального, последовательного опыта работы с каждым клиентом. Любая организация предлагает своим клиентам превосходное обслуживание. Большие данные помогают в достижении этой цели – предлагают средства для лучшего понимания того, чего хотят клиенты и именно в момент возникновения потребности.

2. *Формирование системы «клиент – информация».* Фокусирование всей информации о каждом клиенте в месте обращения его в банк позволяет сформировать один взгляд на клиента и выработать правильный подход к его обслуживанию. Многие финансовые учреждения уже располагают обширным хранилищем внутренней информации о клиентах. Проблема состоит в том, что эти данные находятся в разных местах, в основном в сберегательно-кредитной сфере, и недоступны для ипотечного отдела, для страхования, управления активами и т. д. Каждый отдел не знает о других деловых отношениях с клиентом, что сокращает возможности перекрестных продаж и взаимодействий. Ключ состоит в том, чтобы объединить все данные о клиенте в одном месте, предоставить каждому доступ к полной информации и использовать алгоритмы, которые указывают на потенциальные возможности продаж и обслуживания.

3. *Целевая подготовка данных.* Обеспечение поступления данных тем, кому они нужны, что обеспечивает выработку правильных решений. Чрезвы-

чайно важным является знание потенциальных потребностей клиентов в режиме реального времени, но если нужная информация не трансформируется в персонализированное обслуживание, то упускаются возможности. Для получения больших объемов данных необходимо привлекать и доставлять аналитику к нужным людям.

4. *Информация для взаимопонимания.* Использование информации для улучшения отношений с клиентами. Один из способов построить отношения с клиентом – продемонстрировать общую приверженность фундаментальным ценностям, например, забота о городе и месте, где проживает клиент, поддержка окружающей среды, чистой энергии и т.п. В соответствии с положением Австрийской экономической школы, бизнес – это контракт между людьми. В данном случае большие данные позволяют создать более полное информационное обеспечение контрактным обязательствам и стать основой контрактных взаимоотношений.

### **3. Основные методы и направления моделирования**

Для характеристики эволюции финансовой системы обычно используют два основных приема моделирования: контролируемое «саморазвитие» (что можно определить как своеобразную калибровку параметров) и ассимиляцию (усвоение информации) текущих данных. При таком подходе в процессе изменения рыночной ситуации уточняются параметры моделей. Учет изменений и притирок идет по текущим данным в заданных временных рамках. Для повышения качества прогнозов и оценки их точности прибегают к использованию ансамблевых технологий, что предполагает сведение к одновременному применению и сравнению нескольких альтернативных моделей. Каждая модель конструируется на одних и тех же исходных данных, но в каждой модели используются различные принципы и методы построения. Среди них выделяются следующие: регрессионный анализ, нейросетевое моделирование, ситуационное и тринитарное моделирование, ассоциативное моделирование. В каждом случае по мере эволюции системы структура ансамбля может меняться, что отражается на результатах анализа. При изменениях ансамбля требования к адаптивному характеру модели учитываются посредством перенастройки применяемого мета-эвристического алгоритма. Такой метод широко использовался для решения чрезвычайно сложных вычислительных задач (в компьютерной сфере, искусственном интеллекте, математической оптимизации), но только в последние годы он нашел применение в финансовой сфере. В частности, с его помощью определяется цена ошибки различных сценариев финан-

сового развития как на микро- (например, прогноз цен деривативных инструментов), так и на макроуровнях (последствия от изменений денежного-кредитной и фискальной политики).

Итак, в финансах выделяются следующие основные направления работы с большими данными:

1. *Регрессионный анализ*, основанный на статистических методах исследования с независимыми переменными  $X_1, X_2, \dots, X_p$ , которые определяют свое влияние на переменную  $Y$ . Примером такой работы может служить моделирование воздействия изменения денежной массы, процентной ставки, инфляции, уровня занятости на прирост валового продукта ( $Y$ ). Однако такой подход имеет ограничения, поскольку отражает лишь математическую зависимость переменных, но не их причинно-следственные связи. Частично нивелируют погрешности различные коррекции. Поэтому широко используют следующие приемы: простые корреляции (устанавливающие взаимосвязи между разными величинами) и автокорреляции (учитывающие временные подвижки событий); линейные зависимости как в рамках мультиколлинеарностного регрессивного моделирования (устанавливают достаточно сильные корреляционные зависимости между переменными, но обладают слабым уровнем идентификации причин и высоким уровне неопределенности прогнозов), так и простого регрессного моделирования (например, для прогнозирования временных рядов – изменений биржевых цен за определенный промежуток времени); перекрестные проверки моделей (оценка поведения моделей при различных исходных данных).

2. *Нейросетевые принципы* обладают рядом преимуществ, среди которых выделяется общий информационно-сетевой настрой финансового рынка. Прежде всего, использование данных принципов позволяет сжимать данные и оптимизировать их для последующего анализа, то есть приводить большие данные в рамки, которые позволяют вести работу с ними как с обычными данными. В основе метода находится принцип ограниченности ресурсной базы, исходя из чего избыточная информация на входе в систему, с одной стороны, устраняется, а с другой стороны – сжимается. Процесс сжатия может быть многоступенчатым – на каждой ступени применяются различные фильтры и концентраторы, которые постепенно сжимают информацию до приемлемого для вычислений и моделирования уровня (текущего уровня вычислений и существующих моделей). Главным недостатком данного метода является возможность распространения и мультипликации ошибок – первичная ошибка

может привести к существенным отклонениям в ходе сжатия информации. Существуют различные компенсаторы ошибок, предназначенные для восстановления утраченного сигнала в ходе сжатия данных. Ошибки и восстановления выявляются в ходе экспертизы, которая проводится после сжатия (непосредственно на стадии моделирования).

3. *Ситуационное моделирование* позволяет строить модели, которые описывают поведение финансового рынка, проводят зеркальное его отражение в моделях с учетом выяснения воздействия на него тех или иных эндогенных (например, финансовых инноваций) и / или экзогенных (экономической политики) воздействий. Ситуационное моделирование получило широкое признание не только в макроэкономическом анализе финансовых процессов, но и при микроэкономическом моделировании (например, в ходе анализа воздействия нового интерфейса на клиентскую базу банка или цены конкретного дериватива и ее отклонения от базового актива). В своей основе ситуационная модель представляет собой логико-математическое описание ситуаций на рынке посредством выявления, формализации и записи причинно-следственных связей. Существует большой разброс ситуационных моделей – от описательных логистических финансовых потоков до цепочек взаимосвязанных банковских услуг и продуктов. Для ситуационного моделирования используют различные пакеты прикладных математических программ (например, AnyLogic, MatLab FEM Physics Simulation Toolbox, Nogrid points, SimScale, Sxulab, Maxima, Scicos и др.).

4. *Тринитарные модели* применяют при решении достаточно сложных задач: например, при определении взаимосвязи и в то же время автономности (в рамках «саморазвития») инфляции, валютного курса и процентной ставки. В финансы данные модели пришли из социальной сферы (например, анализ изменения организационных структур под воздействием человеческой активности). Особенностью моделей является возможность анализа саморазвития рынка (самоуправления, самовоспроизведения) и воздействия на него внешних факторов (управляющего воздействия). Считается, что данные модели позволяют анализировать процесс оптимизации взаимодействия эндогенных и экзогенных факторов на рынок. Данные модели способствовали переходу от анализа прямых к более сложным косвенным воздействиям. Примером прямого воздействия является модель бинарно-линейного типа:  $A \rightarrow B$ , устанавливающая связи между отдельными событиями  $A$  (например, изменение базовой ставки) и  $B$  (приток или отток капиталов в страну); косвенного – более

сложные взаимодействия:  $A \rightarrow B \rightarrow C$  (где  $C$  – уровень экономической активности). В последнем случае показатель  $B$  является транзитным для достижения главного – экономического роста.

5. *Ассоциативное моделирование* ввели в широкую практику поведенческие финансы. При анализе финансовых процессов используются также приемы ассоциативной памяти, построенной на нейронных сетях. Примером может служить финансовый кризис 2008 г., который сразу же вызвал ассоциацию с Великой депрессией 1929–1933 гг. и привел к целой серии сравнений, что повысило интерес к сравнительному моделированию.

#### 4. Методы анализа повторяемости событий

На финансовом рынке первостепенное значение имеет анализ повторяющихся событий – ценовых значений, торговой активности, поведения и, в связи с этим, выяснение условий и причин, а также вероятности повторяемости различных событий и ситуаций. Несмотря на индивидуальность каждой инвестиционной программы, действия инвесторов во многом имеют тенденцию повторяться. Во всех случаях повторяемость поведения инвесторов определяется правилами дифференцирования функции  $Y$  ряда переменных

$x_1, x_2, x_3, \dots$  для первичного приближения: 
$$\Delta Y = \sum_{i=1}^n \left| \frac{\partial Y}{\partial x_i} \Delta x_i \right|$$
, где  $Y(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$  – измеряемая величина, которая зависит от других измеряемых независимых

$x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$ ,  $\Delta x_i$  – погрешность величины (максимальная ошибка)  $x_i$ ;  $\frac{\partial Y}{\partial x_i}$  – частная производная переменной  $x_i$ . В простейшем случае для двух независи-

мых величин  $x$  имеем: 
$$\Delta Y = \left| \frac{\partial Y}{\partial x_1} \right| \Delta x_1 + \left| \frac{\partial Y}{\partial x_2} \right| \Delta x_2$$
 и т.д.

Всевозможные распределения поведения анализируются с помощью традиционных статистических подходов. В условиях больших данных получает признание новые методы. Например, для оценки определенного поведения на финансовом рынке все чаще используют Байесовское динамическое моделирование, которое позволяет достаточно наглядно продемонстрировать обмен информацией как во времени, так и пространстве. Уникальность такого моделирования заключается также в том, что, при подходящем настрое и подборе переменных, появляется возможность выявлять, например, вероятность хакерских атак сервера финансового учреждения.

Положение ацикличности граф позволяет выдвинуть идею о возможном построении своеобразного дерева сетевого воздействия на финансовое учреждение. В зависимости от целевого выбора вершиной может быть сервер

финансового учреждения либо хакер с соответствующим временем и местом воздействия на финансовое учреждение. Однако для перехода к такому моделированию необходимы большие массивы данных и особый механизм, учитывающий, например, место и время генерации информации: одномерный массив данных –  $A[i]$  и матричный массив данных –  $A[i, j]$ , где  $i$  – номер строки (например, время),  $j$  – номер столбца (место). Выбор типа моделей достаточно важная задача. Вероятно, на сегодняшний день оптимальным решением является структурирование данных с использованием различных практических процедур (включая программирования) на основе теоремы Байеса, что стало возможным в ходе революции в вычислительных и сетевых технологиях. Получают распространение механизмы структуризации и оптимизации данных в ходе таких общих процедур как линейные и нелинейные динамические структуризации данных с помощью, например, ассоциативного массива данных, бинарного (двоичного) дерева и патрисия дерева, базисного дерева (компактное дерево префиксов), суффиксного дерева, матричного дерева, идеально-сбалансированного дерева и др. Сама структура блокчейна также представляет собой дерево данных, в котором каждый блок связан с другим блоком данных.

Все чаще для работы с большими данными используют байесовский метод. В его основе находится поиск одинаковых сигналов, что требует значительных расчетных процедур, которые часто выходят за рамки возможностей современной вычислительной техники. Так, банковский клиент с вкладом свыше 1 млн руб. может интересоваться брокерским счетом. Его интерес можно параметризовать, например, как 0,1 (если бы все клиенты с размером вклада свыше 1 млн руб. имели брокерский счет, то это было бы 1), поскольку каждый десятый клиент с вкладом аналогичного размера держит брокерский счет (обозначим как  $A$ ). При этом размер свыше 1 млн руб. имеет каждый сотый вклад (обозначим  $B$ ). Вклад же в банке имеет только каждый десятый житель (обозначим  $C$ ). Далее фиксируем события (открытие брокерских счетов в банках) и определяем их вероятность в целом и для каждого банка в отдельности. Так, вероятность предположения  $A$  (количество открытых брокерских счетов в банке, измеряется в долях) является  $P(A)$ ;  $P(B)$  и  $P(C)$  – соответственно количество событий  $B$  и  $C$ ; тогда  $P(A | B)$  – частота наступления события  $A$  при существующем событии  $B$ , а  $P(A | C)$  и  $P(B | C)$  – частота наступления события  $A$  при существующем  $B$  и события  $B$  при наступлении события  $C$ . Итак, правдоподобие события (правило Байеса) является вероятностью наступления трех событий, которое записывается в виде простого отношения

вероятностей этих событий. Его также можно выразить с помощью более усложненной формулы, которая выводится из условного распределения случайных событий.

Вероятностные модели можно также строить сетевым или графическим методом. В таких случаях применяют нециклическое определение направленности граф, построение которых идет в сетевом несистемном окружении. Компоновка конечного числа вершин и ребер происходит следующим образом: каждое ребро направляется от одной вершины к другой с любой последовательностью перехода. Таким способом резко увеличивается число возможных вариантов решения, что требует обработки значительных массивов данных. Данный подход позволяет переходить к моделированию различных видов данных. В таких случаях таблица строится с вершиной для каждой ячейки с ребром. Тогда формула в одной ячейке использует значение из другой ячейки. В результате можно добиться топологического упорядочения, что, при изменении данных таблицы, позволяет обновлять все значения ячеек. Сложность построения заключается в правильной выборке сигналов в огромном массиве данных, с последующей их классификацией и определением векторной направленности.

При расчетах вероятности финансовых событий сдерживает широкое применение байесовских методов недостаточность развития моделей, алгоритмов и программных продуктов. Дело в том, что отсутствует четкая корреляция между теорией и практикой – байесовской математикой и вероятностным программированием. Однако рост вычислительных мощностей позволяет преодолеть существующий разрыв между ними. При использовании альтернативных маршрутов по вероятностному программированию необходимо активизировать поиск новых подходов решения проблемы. Такой подход освобождает от обязательного математического сопровождения каждого шага, то есть снимаются многие ограничения, которые связаны с часто неразрешимым математическим анализом, необходимым для сопровождения, например, высокоскоростной торговли, связанной с большими и постоянно меняющимися данными.

При обработке больших данных байесовский вывод отличается от более традиционного статистического вывода. Поэтому при решении проблем типологии поведения или выявления вероятности хакерской атаки (времени и места инициирования) разными методами можно получить неодинаковые результаты. При этом подходы к определению вероятностей событий для байе-

совского и статистического метода разные. Буквально недавно появились попытки найти корреляционные зависимости между различными результатами анализа, основанного на байесовских и традиционных статистических выводах и таким образом вывести вероятность вероятностей результатов расчетов.

Формально байесовские методы можно интерпретировать как решения при недостаточной или, скорее, ограниченной статистической технике. Байесовский метод представляет вероятность в виде меры достоверности события, что позволяет характеризовать *меру уверенности происходящего*. В свою очередь статистический подход больше подходит для определения *частоты происходящего*. Различия двух методов заключаются в следующем: при первом методе акцентируется больше субъективное (при выборке используется субъективный критерий), а при втором – объективное (берется весь временной ряд). Статистический метод позволяет разграничивать определенность и случайность, а байесовский метод учитывает меру вероятности как в определенности, так и в случайности, а также оценивает уровень доверия к вероятностному значению.

Одним из альтернативных вариантов интерпретации вероятности является частотность (frequentist), которая выступает в качестве своеобразной классической версии статистики. Она предполагает, что вероятность является долгосрочной частотой события (отсюда присвоен такой титул). Так, в рамках частотности вероятность ошибок банкоматов интерпретируется как частота в прошлом соответствующих событий. Данный подход несет важную смысловую нагрузку и логически подходит для многих расчетов вероятностей финансовых событий (наиболее классическим примером является страхование). Однако его сложно применить, если события не имеют долговременной повторяемости. И тем более невозможно в тех случаях, когда события наступают впервые (так произошло, например, когда в 2014 г исчезла ведущая биткоиновая биржа St. Vex). Частично решения возможны в рамках найтианских неопределенностей. В ряде случаев возможен альтернативный подход. Тогда вычисляется вероятность отсутствия отклонений в чреде привычных событий (уровень вероятности соблюдения обычного поведения) или нарушения порядка в событийном ряду. Подобный подход возможен при оценке перспективы новых явлений в финансовой сфере. Например, при расчете вероятности смены привычной кредитной политики через регулирование процентной ставки на нестандартную, которая способна привести к соответственным изменениям соотношения между как инвестиционными и монетарными процессами, так и

фондовым и денежным рынком, либо привести к приливу или оттоку капитала, либо росту денежной массой и инфляционным ожиданиям. Процентная ставка изменяется достаточно редко, а привычная денежно-кредитная политика относительно устоялась за последние 75 лет. Сторонники частотного подхода в статистике опускают многие моменты. При этом они ссылаются на альтернативные реальности, исходя из которых выводят частоту появления событий и принимают выводы на уровне аксиомы.

Итак, частотный анализ финансового рынка предполагает проведение выборочного статистического анализа больших массивов финансовой информации. К важным альтернативным статистическим подходам относится байесовский метод. Существуют также и другие методики, например, фидуциальная, которая позволяет упростить процедуру статистической выборки и перейти к оценке вероятностей с других позиций – на основе обратной вероятности. В основе данного подхода, предложенного Р. Э. Фишером (1890–1962), находится доверие (к данному направлению тяготеют приверженцы Австрийской экономической школы), уровень которого определяется посредством индуктивной логики (Zabel, 1992). Такой подход критикуется за то, что он не служит вероятностной мерой, поскольку не наделен необходимыми аддитивными свойствами (Frieden, 2004). Кроме того, он требует достаточности статистических данных и исключает фрагментарность их использования, что затрудняет его применение в случаях с огромными быстро меняющимися массивами информации. К тому же байесовский метод нередко используется для поиска оптимальных решений, что расширяет его применение, в частности, использование при сравнениях вероятностей негативных случайностей при рассмотрении различных сценариев развития финансовых рынков.

## **5. Выводы**

При рассмотрении различных концептуальных подходов может сложиться впечатление, что они не предоставляют достаточно удовлетворительного ответа на вопрос о движущих силах финансово-технологической революции, вызванной быстрым ростом больших данных. Современные концепции и модели показывают и объясняют значительное разнообразие на рынке в поведении финансовых посредников и регуляторов, в частности, их отношение к вкладчикам, кредиторам и инвесторам, а также предпринимателям. Однако они не дают удовлетворительного ответа на вопрос об эффективности механизма управления слабоформализуемыми сверхвысокоскоростными сверхбольшими информационными потоками. Также они не решают задачи, связанные с полной формализацией и управлением финансовой сферой в условиях

резкого роста потока данных. К тому же далеко не всегда традиционные решения и подходы к моделированию, а также постановка работы с данными позволяет очертить возможности и границы их воздействия на денежно-кредитные процессы и хозяйственную культуру общества.

Проведенный в статье анализ позволяет сделать следующие выводы: эффективные решения далеко не всегда могут быть найдены не только путем углубления детализации и дальнейших обобщений в рамках традиционных алгоритмов и действующих моделей, с помощью которых проводится структурирование и обобщение данных, но и посредством существенного расширения параметров в моделях, а также изучения и подключения к работе с большими данными новых гипотез, смежных концепций и дополнительных инструментов. В статье акцент сделан на выяснении значения для финансовой науки и практики перехода к большим данным. Информационное насыщение финансов привело к очередному всплеску интереса к новым методам анализа данных и привлечению в финансовую сферу новых приемов и методов. В результате раздвигаются границы анализа, что, с одной стороны, повышает достоверность решений, но, с другой стороны, на передний план выдвигает проблему выбора оптимальных методов анализа.

Во многом сдерживает развитие теории финансов и финансовой математики своеобразный кризис, который переживает финансовая наука и эконометрика. В его основе находится неспособность старыми методами проводить финансовые вычисления разнообразных и зачастую слабоформализованных данных, а также анализировать традиционными методами быстро меняющуюся огромную информацию. Преодоление кризиса возможно в направлении развития новых финансовых технологий и вычислительных методов, а также построения новых модельных рядов, позволяющих комплексно работать с сверхскоростными потоками сверхбольших слабоформализуемых данных.

Главным в переходе к большим данным является рыночная ориентация: огромные и постоянно растущие объемы информации ведут к изменению поведения и культурной миссии финансовых учреждений, а также инструментов и каналов финансового надзора. В XXI веке возник новый вид гигантской индустрии, основанной на информационных финансовых технологиях и работе с огромными массивами информации. В результате возросла конкуренция в финансовой сфере, соревнование идет прежде всего между новыми и традиционными подходами. В борьбе одержат победу те, кто сможет организовать работу с большими данными и правильно их использовать для достижения лидерства.

## Список источников

1. **Елисеева И.И., Соколов Я.В.** Роль категории времени в экономическом анализе // Труды Объединенного научного совета по гуманитарным проблемам и историко-культурному наследию. 2004 / Санкт-Петербургский научный центр РАН. СПб.: Наука, 2005. 202 с.
2. **Ключников И.К., Молчанова О.А., Ключников О.И.** Вероятность финансовой стабильности и безопасности: концепции и модели // Финансы и Бизнес. 2017. № 1, С. 70–81.
3. **Ключников И.К., Молчанова О.А.** Финансы. Сценарии развития: Учебник. М: Юрайт, 2017. 207 с. (ISBN: 978-5-9916-8768-3)
4. **Сигова М.В., Круглова И.А., Ключников И.К.** Подходы к классификации и оценке перспектив финансовой безопасности // Банковское право. 2016. № 6. С. 29–35.
5. **Ключников И.К., Молчанова О.А.** Финансовые инновации: теория и методология исследования // Ученые записки Санкт-Петербургского академического университета. 2015. № 2 (50). С. 5–13.
6. **Сигова М.В., Ключников И.К.** Теория финансовых инноваций. Критический обзор основных подходов // Вестник финансового университета. 2016. №6 (96). С. 85–96.
7. Analytics: The real-world use of big data in financial services. Executive report. IBM Institute for Business Value. Saïd Business School University of Oxford, 2018. 12p.
8. **Begenau J. Farboodi M., Veldkamp L.** Big Data and the Growth of Large Firms. NBER Working Paper No. 24550. Cambridge (MA, USA), April 2018. 32 p.
9. Big Data in Finance and Quantitative Finance, 2017. URL: <http://msc.esadeblogs.com/2017/01/18/big-data-in-finance-and-quantitative-finance>
10. Global Hadoop Big Data Analytics Market – Growth, Trend and Forecasts (2018-2023). Market Research: Mordor Intelligence LLP, July, 2018. 102 p.
11. **Gutierrez D.D.** InsightDIGDATA to Big Data for Finance. White Paper, October 2017. URL: <https://www.em360tech.com/wp-content/uploads/2017/10/Whitepaper-Big-Data-in-Finance.pdf>.
12. **Frieden B.R.** Science from Fisher information. Cambridge: Cambridge Univ. Press, 2004. P.67–73 (484)/
13. From data to action. A Harvard Business Review Insight Center Report // Harvard Business Review, 2014. 49 p.
14. **Klioutchnikov I., Sigova M.** Chaos Theory in Finance // Procedia Computer Science, Vol. 119, 2017. P. 368-375.
15. **Sigova M.V., Vasiliev S.A., Klyuchnikov I.K., Zatevakhina A.V.** Financial Perspective of Big Data. 30th IBIMA Conference: 8-9 November 2017, Madrid, Spain.
16. **Zabel S.L.** Fisher R.A. and Fiducial Argument // Statistical Science, Vol. 7, No. 3 (August), 1992. P. 369–387.

17. **Westland J.Ch.** Introduction to the special issue on Big Data in finance and business. Springer Science+Business Media, LLC, 2018.

### Reference

1. **Yeliseyeva I.I., Sokolov YA.V.** Rol' kategorii vremeni v ekonomicheskom analize // Trudy Ob'yedinennogo nauchnogo soveta po gumanitarnym problemam i istoriko-kul'turnomu naslediyu. 2004 / Sankt-Peterburgskiy nauchnyy tsentr RAN. SPb .: Nauka, 2005. 202 s.
2. **Klyuchnikov I.K., Molchanova O.A., Klyuchnikov O.I.** Veroyatnost' finansovoy stabil'nosti i bezopasnosti: kontseptsii i modeli // Finansy i Biznes. 2017. № 1. S. 70–81.
3. **Klyuchnikov I.K., Molchanova O.A.** Finansy. Stsenarii razvitiya. Uchebnik. M: Yurayt, 2017. 207 s. (ISBN: 978-5-9916-8768-3)
4. **Sigova M.V., Kruglova I.A., Klyuchnikov I.K.** Podkhody k klassifikatsii i otsenke perspektiv finansovoy bezopasnosti // Bankovskoye pravo. 2016. № 6. S. 29–35.
5. **Klyuchnikov I.K., Molchanova O.A.** Finansovyie innovatsii: teoriya i metodologiya issledovaniya // Uchenyye zapiski Sankt-Peterburgskogo akademicheskogo universiteta. 2015. № 2 (50). S. 5–13.
6. **Sigova M.V., Klyuchnikov I.K.** Teoriya finansovykh innovatsiy. Kriticheskiy obzor osnovnykh podkhodov // Vestnik finansovogo universiteta. 2016. №6 (96). S. 85–96.
7. Analytics: The real-world use of big data in financial services. Executive report. IBM Institute for Business Value. Saïs Business School University of Oxford, 2018. 12p.
8. **Begenau J. Farboodi M., Veldkamp L.** Big Data and the Growth of Large Firms. NBER Working Paper No. 24550. Cambridge (MA, USA), April 2018. 32 p.
9. Big Data in Finance and Quantitative Finance, 2017. URL: <http://msc.esadeblogs.com/2017/01/18/big-data-in-finance-and-quantitative-finance>
10. Global Hadoop Big Data Analytics Market – Growth, Trend and Forecasts (2018-2023). Market Research: Mordor Intelligence LLP, July, 2018. 102 p.
11. **Gutierrez D.D.** InsightDIGDATA to Big Data for Finance. White Paper, October 2017. URL: <https://www.em360tech.com/wp-content/uploads/2017/10/Whitepaper-Big-Data-in-Finance.pdf>
12. **Frieden B.R.** Science from Fisher information. Cambridge: Cambridge Univ. Press, 2004. P.67–73 (484./
13. From data to action. A Harvard Business Review Insight Center Report // Harvard Business Review, 2014. 49 p.
14. **Klioutchnikov I., Sigova M.** Chaos Theory in Finance // Procedia Computer Science, Vol. 119, 2017. P. 368-375.
15. **Sigova M.V., Vasiliev S.A., Klyuchnikov I.K., Zatevakhina A.V.** Financial Perspective of Big Data. 30th IBIMA Conference: 8-9 November 2017, Madrid, Spain.

16. **Zabel S.L.** Fisher R.A. and Fiducial Argument // *Statistical Science*, Vol. 7, No. 3 (August), 1992. P. 369–387.
17. **Westland J.Ch.** Introduction to the special issue on Big Data in finance and business. Springer Science+Business Media, LLC, 2018.

УДК 336

## **РАСКРЫТИЕ БЕНЕФИЦИАРОВ ЮРИДИЧЕСКИХ ЛИЦ: АКТУАЛЬНЫЕ ПРОБЛЕМЫ И ВОЗМОЖНЫЕ РЕШЕНИЯ**

**ДОСТОВ Виктор Леонидович, к.ф.-м.н.**<sup>1</sup>

**ШУСТ Павел Михайлович, к.полит.н.**<sup>2</sup>

**ЛЕОНОВА Анна Владимировна**<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Санкт-Петербургский государственный университет, Санкт-Петербург, Россия;  
Ассоциация участников рынка электронных денег и денежных переводов,  
Санкт-Петербург, Россия

<sup>2</sup>Санкт-Петербургский государственный университет, Санкт-Петербург, Россия;  
Ассоциация участников рынка электронных денег и денежных переводов,  
Санкт-Петербург, Россия

<sup>3</sup>Ассоциация участников рынка электронных денег и денежных переводов,  
Санкт-Петербург, Россия

Адрес для корреспонденции: Леонова Анна Владимировна, 197350, Парашютная ул.,  
д. 56/1, кв. 12, Санкт-Петербург, Россия

Тел.: +79500017733; e-mail: leonova.v.anna@gmail.com

### **Аннотация**

Раскрытие информации о бенефициарных владельцах является важным инструментом для борьбы с отмыванием денег, финансированием терроризма, коррупцией и иными преступлениями. Тем не менее в некоторых юрисдикциях требования к прозрачности структуры владения юридическими лицами снижены. А значит, выявить лица, которые реально управляют действиями компании, затруднительно. С другой стороны, высокая прозрачность делает компании уязвимыми к санкциям. В статье рассматривается проблема офшорных юрисдикций в контексте выявления бенефициаров, а также различные подходы к ее решению: создание единых баз данных владельцев компаний, идентификаторов LEI, а также автоматический обмен налоговой информацией.