

## Возможности и перспективы использования цифровых технологий в аудиторской деятельности

В. А. Якимова

Амурский государственный университет,  
Российская Федерация, 675000, Благовещенск, Игнатьевское шоссе, 21

**Для цитирования:** Якимова В. А. (2020) Возможности и перспективы использования цифровых технологий в аудиторской деятельности. *Вестник Санкт-Петербургского университета. Экономика*. Т. 36. Вып. 2. С. 287–318. <https://doi.org/10.21638/spbu05.2020.206>

Цифровая экономика создает новые возможности для развития всех видов экономической деятельности. Прежде всего она позволяет совершенствовать организационно-техническое и методическое обеспечение информационных услуг, к которым относятся аудиторские услуги. Развивающиеся технологии на основе искусственного интеллекта, дескриптивного и предиктивного анализа больших данных могут найти прикладной аспект в цифровизации аудиторской деятельности, что будет способствовать ускорению сбора информации, переходу от выполнения процедур вручную к машинной обработке информации, алгоритмизации планирования и углубленному пониманию деятельности аудируемых лиц. По мере развития рынка высоких (hi-tech) и сквозных технологий, цифровизации информационных систем экономических субъектов особую актуальность приобретают проблемы адаптации методического и организационно-технологического инструментария аудиторской деятельности к современным условиям. Таким образом, в аудиторской науке осуществляется смена парадигм: преобразование традиционного аудита в форму интеллектуального (ИИ-аудита), методология которого основывается на технологии машинного обучения в профессиональной области и применении профессиональных когний. В статье представлена когнитивная экосистема аудиторской деятельности, которая необходима для определения цифровых технологий, с помощью которых могут быть реализованы конкретные задачи и направления аудиторских проверок и сопутствующих аудиту услуг. Применение экосистемного подхода позволяет описать особенности содержания и функционального назначения отдельных цифровых технологий для выполнения когнитивных процессов в аудиторской деятельности. Предлагаемая в работе экосистема может быть использована в качестве опорного механизма для создания комплексной системы ИИ-аудита и роботизированных интеллектуальных помощников в аудиторских организациях и для развития аудита, основанного на технологии искусственного интеллекта как области научного знания.

**Ключевые слова:** цифровая экономика, цифровые технологии, аудиторские услуги, интеллектуальный аудит, технологии искусственного интеллекта, профессиональное суждение.

## Введение

Одним из главных направлений стратегического развития экономики России является формирование базы цифровых технологий, обеспечивающих экономический рост и повышение статуса страны в глобальном информационном пространстве. Цифровая экономика — это новая экономика, в которой формируются качественно новые модели бизнеса на базе более производительных информационных технологий и складываются экономические отношения, что затрагивает все сферы и отрасли экономики государства.

В настоящее время актуальными становятся вопросы разработки и внедрения прикладных цифровых технологий в деятельность российских аудиторских фирм, в которых применяются программные продукты: «Экспресс Аудит: ПРОФ», «Помощник аудитора», Audit Expert; Audit XP, «Комплекс Аудит»; Audit NET; IT Audit и т. п. Наряду с автоматизацией документооборота и планирования проверок, выгрузкой учетных данных из баз клиентов, интеграцией со справочно-правовыми системами и актуализацией при переходе на Международные стандарты аудита (МСА), программные продукты для аудита самостоятельно, без помощи человека, не реализуют когнитивные (мыслительно-познавательные) процессы.

Необходимо учитывать, что профессия аудитора является высококвалифицированной, а созданные методики проверок выступают неотъемлемой частью интеллектуального капитала специалистов и аудиторской фирмы. Качество аудиторских услуг и мнение, выражаемое в аудиторском заключении, напрямую зависят от аналитического и профессионального суждения аудитора, которое определяется накопленным опытом и стажем работы, пониманием областей с возможными ошибками и нарушениями. Следовательно, для совершенствования организационно-методического обеспечения аудиторской деятельности необходим переход на цифровые технологии, которые станут основой для разработки интеллектуальных помощников.

В период перехода к модели «Индустрия 4.0» возникшие возможности цифровизации (искусственный интеллект, аналитика больших данных, облачные технологии, роботизация бизнес-процессов и т. п.) и доступность на информационном рынке технологий будут способствовать реализации аудиторских услуг на более высоком уровне качества и снижению трудоемкости процессов сбора и анализа информации. В сентябре 2016 г. рабочая группа Совета по международным стандартам аудита и заданий (International Auditing and Assurance Standards Board — IAASB), разработала положение, которое рекомендует аудиторским компаниям с целью повышения качества аудита и минимизации аудиторского риска применять передовые цифровые технологии (ИИ-системы с технологиями для анализа больших данных Data Analytics) [Issa, 2016].

Аудиторские фирмы стран «Большой четверки» (Big 4) стремятся адаптироваться в новом информационном пространстве и создать конкурентные преимущества на глобальном и локальном рынках услуг<sup>1</sup>. При этом массовые обсуждения на сайтах данных компаний вопросов роботизации бизнес-процессов применительно

---

<sup>1</sup> Macaulay M. T. How Cognitive Tech Is Revolutionizing the Audit. URL: <https://www.financialexecutives.org/Topics/Strategy/How-Cognitive-Tech-Is-Revolutionizing-the-Audit.aspx> (дата обращения: 04.08.2019).

к аудиторской деятельности вызывают широкий общественный резонанс<sup>2</sup>. Стратегия перехода на аудит с использованием технологий искусственного интеллекта была озвучена еще в 2012 г., но фактическое внедрение и апробация прикладных технологий датируются 2014–2015 гг. По прогнозам Международного экономического форума (World Economic Forum), к 2025 г. около 30 % аудиторских проверок будет проводиться с применением ИИ-технологий<sup>3</sup>. Такой тенденции способствует рост объема мирового рынка данных технологий.

По данным консалтинговой компании Frost & Sullivan, в 2022 г. объем мирового рынка технологий искусственного интеллекта составит 52,5 млрд долл. (по сравнению с 2017 г. — 13,4 млрд долл.)<sup>4</sup>. Согласно годовому отчету Deloitte<sup>5</sup>, благодаря внедрению цифровых технологий доходы аудиторской фирмы возрастают на 23 %, а к 2022 г. этот показатель должен составить 30 %. Инновационные решения Deloitte в области автоматизации роботизированных процессов, выявления рисков и интеллектуальной аналитики обеспечивают прирост выручки от оказания консалтинговых услуг по оценке рисков на 13 %. Несмотря на заявления руководства компаний стран «Большой четверки» о переходе на цифровые технологии, практические инновации еще далеки от совершенства и поэтому требуют системного подхода и разработки когнитивной экосистемы аудиторской деятельности. С помощью формирования когнитивной системы будут решены проблемы достижения максимального эффекта в результате интеграции возможностей отдельных интеллектуальных систем и когнитивных технологий для выполнения конкретных прикладных задач в области аудита.

Базой настоящего исследования послужили научные труды зарубежных ученых в сфере использования технологии и систем искусственного интеллекта для организации аудиторской деятельности и выполнения процедур (М. Васархелия, Х. Иссы, Ю. Кокиной, Н. Хашимзаде, Н. Абхишека и др.), а также в области применения когнитивного подхода (И. М. Пожарицкой, Н. М. Абдикеева, С. Е. Боннера, Н. Пеннингтона и др.).

Среди отечественных и зарубежных ученых и практиков зарождаются дискуссии по вопросам доверия к мнению робота-аудитора, который будет выполнять функции аудитора-человека, изменения профессиональных компетенций аудиторов в условиях цифровой экономики, адаптации науки к новым реалиям и способ-

---

<sup>2</sup> Robotic process automation powering up the audit. URL: <https://home.kpmg/au/en/home/insights/2019/02/audit-technology-robotic-process-automation-powering-audit.html> (дата обращения: 04.08.2019); Mancher M., McCue D., Sanwardeker R. Audit for Robotics. URL: <https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/us/Documents/public-sector/us-fed-audit-for-robotics.pdf> (дата обращения: 04.08.2019); Verver J. Robotic process automation (RPA) for auditors and financial control specialists. URL: <https://www.wegalvanize.com/audit/robotic-process-automation-rpa-for-auditors-and-financial-control-specialists/> (дата обращения: 04.08.2019); Faggella D. AI in the Accounting Big Four — Comparing Deloitte, PwC, KPMG, and EY. URL: <https://emerj.com/ai-sector-overviews/ai-in-the-accounting-big-four-comparing-deloitte-pwc-kpmg-and-ey/> (дата обращения: 04.08.2019); A Look Inside PwC's Digital Audit Evolution. URL: <https://news.bloombergtax.com/financial-accounting/a-look-inside-pwcs-digital-audit-evolution> (дата обращения: 04.08.2019).

<sup>3</sup> Искусственный интеллект (мировой рынок). URL: <http://www.tadviser.ru/index.php/> (дата обращения: 04.08.2019).

<sup>4</sup> Искусственный интеллект (мировой рынок). URL: <http://www.tadviser.ru/index.php/> (дата обращения: 04.08.2019).

<sup>5</sup> Годовой отчет Deloitte. URL: <https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/nl/Documents/about-deloitte/deloitte-nl-integrated-annual-report-2017-2018.pdf> (04.08.2019).

ности аудита к насыщению информационного пространства достоверной информацией [Brennan, Vaccala, Flynn, 2017; Kokina, Davenport, 2017; Пожарицкая, 2017]. Характер влияния информационных технологий на науку и методологию аудита подробно не изучен, поскольку рынок цифровых технологий постоянно открывает новые возможности для модернизации организационно-технологического обеспечения.

Цель статьи — систематизация основных тенденций развития аудиторской деятельности, обусловленных изменением технико-технологического уклада в условиях цифровой экономики, и выделение перспективных направлений развития интеллектуального аудита (далее — ИИ-аудита).

Основная гипотеза исследования заключается в том, что возможности цифровых технологий позволяют совершенствовать организационно-методическое обеспечение аудиторских организаций на основе формирования когнитивной экосистемы аудиторской деятельности, что в перспективе будет способствовать разработке комплексных роботизированных систем.

В статье представлен обзор научной литературы и изучен состав перспективных цифровых технологий и возможностей их применения в аудиторской деятельности, определены направления дальнейших исследований. Дана характеристика предлагаемой структуры когнитивной экосистемы аудиторской деятельности на основании описания и функционального назначения ИИ-технологий для выполнения когнитивных процессов, рассмотрены перспективы развития ИИ-аудита как отдельной области научных знаний, приведена его сравнительная характеристика с традиционным пониманием аудита и когнитивным аудитом.

## **Применение ИИ-технологий в аудиторской деятельности**

Изменение средств делового общения, обмена производственной и финансовой информацией, появление принципиально новых форм организации бизнеса, систем электронного управления для решения коммерческих и производственных задач привели к революции в менеджменте и маркетинге, управлении финансовыми и инвестиционными потоками. По мере трансформации экономических отношений и форм транзакций перестраивается содержание финансовой отчетности: возрастает число объектов, увеличивается количество оценок для формирования показателей (справедливые, рыночные оценки, оценочные и условные обязательства), для удовлетворения потребностей инвесторов включаются в отчетность ретроспективные оценки и вероятностные показатели. Современному аудиту подвергается не только информация из бухгалтерского учета, но и сведения, получаемые при исследовании хозяйственных, технологических и управленческих процессов, источниками которых являются как внутренние, так и внешние открытые данные и интернет-сайты.

В условиях большого объема информации и необходимости ее обработки в короткие сроки, интеграции структурированных и неструктурированных данных проведение аудита в традиционной форме не представляется возможным [Kokina, Davenport, 2017]. Постоянные потребности пользователей в различных консультационных услугах и нарастающее многообразие информации требуют применения цифровых технологий, с помощью которых можно хранить и обрабатывать объ-

емы информации, не только анализировать финансовую, но и извлекать и структурировать нефинансовую информацию.

Отличительной особенностью цифровой экономики является применение в экономической деятельности более производительных цифровых технологий, которые способствуют ускорению информационных потоков посредством работы с дискретными уровнями информационных сигналов, что позволяет обеспечить высокое качество обработки и передачи информации, а также ее хранение в неограниченном объеме. На пути к формированию цифровой экономики происходят технологические взрывы, под которыми понимается «комбинация технологий, дающая возможность создавать новые продукты и сервисы, которые, с одной стороны, формируют новые сферы деятельности, а с другой — радикально изменяют существующие отрасли экономики» [Сухарева, 2018, с. 457]. К перспективным цифровым технологиям относятся большие данные, нейротехнологии и искусственный интеллект, системы распределенного реестра, промышленный Интернет, компоненты робототехники и сенсорики и т. п. В основу разработки и развития современных цифровых технологий положены когнитивные методы и технологии.

Исследователи рассматривают понятия «когнитивные технологии» и «технологии искусственного интеллекта» (ИИ-технологии) в качестве синонимов [Kokina, Davenport, 2017]. Термин «когнитивный» означает «знать, познавать», а «когнитивная экономика» — это экономика, основанная на знаниях.

В свою очередь, под когнитивными методами понимаются «методы воздействия на процессы получения и хранения знаний» для решения сложных задач и интеллектуальной обработки данных», а под когнитивными технологиями — «способы и алгоритмы достижения целей субъектов, опирающиеся на данные о процессах познания, обучения, коммуникации, обработки информации человеком и животными, на нейронауку, на теорию самоорганизации, компьютерные информационные технологии, математическое моделирование элементов сознания и ряд других научных направлений» [Родзин, Титаренко, 2013, с. 65]. Когнитивные технологии включают широкий спектр технологий рационализации и формализации интеллектуальных систем для генерации и функционирования знаний, экспертизы, коммуникации и принятия решения [Абдикеев, Аверкин, Ефремова, 2010].

Подобное определение дается и интеллектуальным технологиям (далее — ИИ-технологиям). Они предназначены для реализации задач, которые традиционно выполняет человек на основе запоминания опыта, разработки алгоритма и понимания абстрактных концепций и адаптации в новых условиях [Карелин, 2011]. ИИ-технологии предназначены для разработки и эксплуатации информационных систем, способных накапливать, классифицировать и оценивать знания об окружающем мире; пополнять и обобщать знания с помощью логического вывода; взаимодействовать с человеком на языке, приближенном к естественному; оказывать ему помощь за счет хранящихся в памяти знаний и логических средств рассуждений [Остроух, 2015].

Сходство между когнитивными и ИИ-технологиями заключается в генерировании новой информации и новых идей, которые в явной форме не заложены в базу данных. Иными словами, и те и другие направлены на решение когнитивных задач, к числу которых можно отнести «обработку данных (интерпретацию, диагностику, мониторинг) и их формирование на основе базы знаний (прогнозирование, плани-

рование, проектирование), обработку и формирование данных и знаний (обучение и управление), формирование знаний на основе метазнаний (оболочки)» [Абдикеев, Аверкин, Ефремова, с. 4]. Именно ИИ-технологии базируются на моделях с нечеткой логикой, эволюционных вычислениях, нейронных сетях и используются для автоматизации и создания интеллектуальных систем.

Разработке прикладных ИИ-технологий применительно к аудиту предшествовали исследования в области когнитивного аудита и бихевиоризма как направлений когнитивной экономики. С 1980-х гг. зарубежная научная база аудита была переориентирована на исследования личностных и профессиональных компетенций, поведения специалистов, принимающих рациональные управленческие решения.

В рамках *бихевиористского подхода* на протяжении длительного времени объяснялись рациональность мышления, алгоритмы выработки мнения, мотивы деятельности аудитора, способы координации деятельности, экономическое самосознание и поведение аудитора как участника рыночных отношений. Большинство зарубежных научных публикаций было основано на анализе экспериментально имитируемой аудиторской практики, что позволило описать процедуру формирования профессионального суждения аудитора в реальной действительности.

В области когнитивного аудита получили развитие когнитивные процедуры и классификация задач по типу структурированности (формализации) с целью обоснования интеллектуального характера аудиторской деятельности. Большинство процедур в аудите являются неструктурированными, содержащими множество альтернативных вариантов и путей решения, что требует применения профессиональных суждений [Commerford, 2019]. Когнитивными процедурами аудита являются планирование, организация и управление, контроль качества, оценка и анализ, рассуждение, критическая оценка доказательств на основе применения принципа профессионального скептицизма, оценка рисков и системы внутреннего контроля.

М. Дж. Абдолмохаммади в своем исследовании предложил классификацию задач аудита на структурированные (рутинные, формализованные) и менее структурированные в условиях неопределенности и неполноты информации (например, оценка непрерывности деятельности) и пришел к выводу о том, что ни одна из статистических моделей не позволяет обосновывать принимаемые решения в аудите и способствовать реализации комплекса неструктурированных задач [Abdolmohammadi, 1987].

С. Е. Боннер и Н. Пеннингтон выделили 28 задач в аудите и описали когнитивные процессы применительно к решению каждой из них, а также определили соответствующую базу знаний [Bonner, Pennington, 1991]. Например, для понимания бизнеса аудируемой организации аудитор должен владеть информацией о состоянии экономической ситуации в той стране, где действует проверяемая организация, о внешних и внутренних факторах, которые оказывают воздействие на бизнес, а для выполнения аналитических процедур и выявления потенциальных проблем требуются сведения о частоте появления ошибок в бухгалтерской информации и понимание схожих типовых ситуаций клиентов и специфики деятельности компаний.

Формализованный подход не всегда приемлем в аудите, несмотря на то что исключает неоднозначность и субъективность, поскольку в результате его примене-

ния может увеличиваться вероятность пропуска противоречивых и ненадежных доказательств; кроме того, могут оказаться не выявленными схемы мошенничества у проверяемого субъекта [Griffith et al., 2015]. Большая часть аудиторских процедур выполняется в условиях неопределенности, причинами возникновения которой могут стать неизвестность, недостоверность (неполнота, неадекватность), неоднозначность знаний о проблемной области, противоречивость исходных данных и т. д.

Анализ и обобщение подходов зарубежных авторов к процессам и когнитивным задачам в аудите позволили структурировать их типы с учетом принимаемых решений (рис. 1). Следует отметить, что стандартность и структурированность задач в данном случае весьма относительны, поскольку алгоритм их реализации далеко не всегда известен и четко определен внутрифирменными стандартами организации.

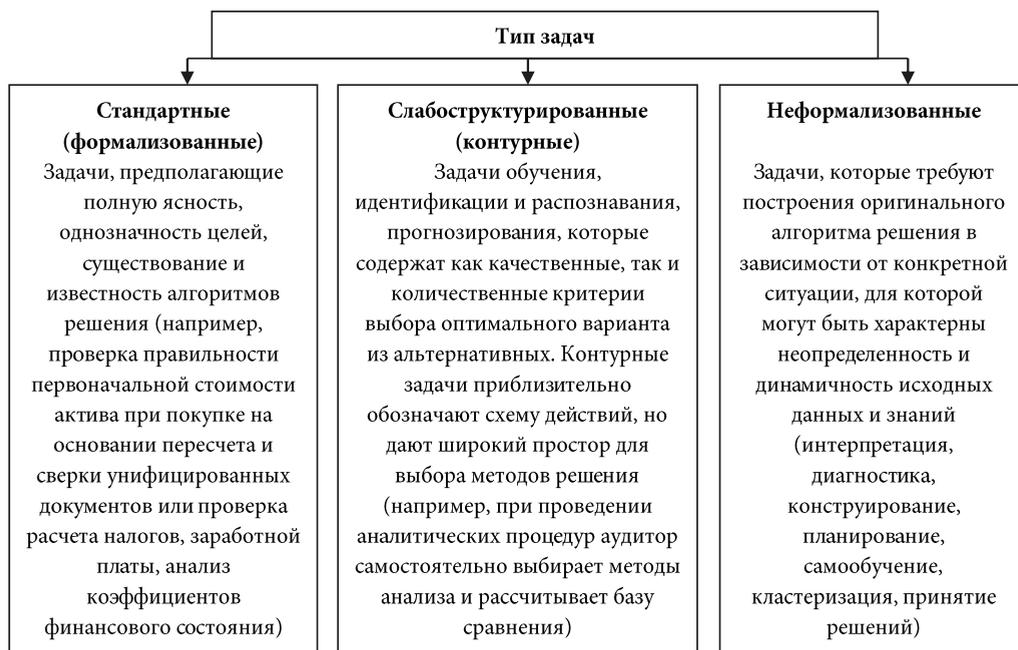


Рис. 1. Типы задач в аудите

Составлено по: [Abdolmohammadi, 1987; Bonner, Pennington, 1991; Issa, Sun, Vasarhelyi, 2016].

Понимание неопределенности и неструктурированности задач в аудите привело к необходимости разработки когнитивных методов и технологий. А. А. Болдуин, С. Е. Браун и Б. С. Тринкл выделили в качестве когнитивных технологий, которые могут улучшить методологию и технологию деятельности, экспертные системы, генетическое программирование, нейронные сети, нечеткие и гибридные системы [Baldwin, Brown, Trinkle, 2006].

К числу первых технологий, которые нашли практическое применение и стали описываться в научных публикациях уже в начале 1980-х гг., следует отнести экспертные системы.

*Экспертные системы* — это программы, которые на основе накопления, систематизации и апробации знаний и профессионального опыта в конкретной предметной области способствуют реализации поставленных задач (аналогичных решаемым в практической деятельности), а также применяются по запросу пользователя для объяснения хода рассуждений и полученных выводов. В основу разработки экспертных систем заложены методы, позволяющие интерпретировать факты и символы, диагностировать состояние объектов, прогнозировать последствия наблюдений, планировать действия, проводить сравнительный анализ и выработать управленческие решения.

Данные системы используются для имитации интеллектуальных способностей человека в определенном прикладном аспекте апробации накопленных знаний и формализованных правил получения новых знаний. Основанные на поиске решения путем логического вывода с минимальным участием пользователя, они обеспечивают более полное понимание информационных процессов, их взаимосвязей, формируют базу знаний, накапливают, передают опыт и знания аудиторов [Omoteso, 2012]. Переход от статистических методов к экспертным был обусловлен, с одной стороны, многообразием рисков факторов бизнес-среды, а с другой стороны, необходимостью оценки субъективного поведения руководства аудируемых компаний и действий, принимаемых в процессе управления и контроля.

Прикладные исследования и лабораторный анализ стали доступными благодаря расширению возможностей информационно-вычислительной техники и специализированных аудиторских программ. Р.Д. Месервей, Дж.А.Д. Байлей, и П.Е. Джонсон разработали экспертную модель оценки системы внутреннего контроля для целей аудита [Meservey, Bailey, Johnson, 1986]; Т.Дж. Калдерон и Дж.Дж. Чех — для оценки рисков [Calderon, Cheh, 2002], Х.К. Кох — для решения неструктурированных задач, прогнозирования банкротства и оценки непрерывности деятельности аудируемого лица [Koh, 2004]. М.М. Эйнинг и Д.Р. Джонс установили, что применение экспертных методов позволяет аудиторам выявить риски мошенничества со стороны администрации и определили их важность для планирования приемлемого уровня риска необнаружения [Eining, Jones, 1997]. Дж.Е. Бориц и А.К.П. Венслей внедрили экспертную систему для оценки аудиторских доказательств по качественным критериям, что позволило заложить основу для решения неструктурированных задач [Boritz, Wensley, 1990].

Указанные исследования позволили создать базу для проведения качественных оценок и применения методов нечеткой логики для выражения профессионального суждения. В прикладных исследованиях получили развитие технологии поддержки принятия решений, которые дали возможность принимать решения на основе генерации возможных вариантов, выбора и предложения пользователю наилучшего варианта и анализа последствий предлагаемого решения. Практика применения экспертных систем показывает, что динамические модели используются в аудите для решения плохо структурированных задач, а статистические модели — в целях поддержки принятия решений на основе теории выбора и субъективной функции полезности.

Для быстрого поиска информации в неограниченном и слабоструктурированном пространстве разработаны *генетические алгоритмы*, которые выступают разновидностью когнитивных технологий и имитируют процесс естественного от-

бора на основе инструментов оценки, отбора, кроссовера и мутации возможных решений. О. Дж. Уэлч, Т. Е. Ревс, С. Т. Уэлч предложили применение генетических алгоритмов для моделирования поведения аудитора и принятия решения о фактах мошенничества [Welch, Reeves, Welch, 1998]. Принципом работы данной технологии является поиск лучшего варианта решений из возможных, но не оптимального.

На современном этапе развития когнитивных технологий наиболее перспективными являются ИИ-технологии с применением *нейронных сетей*, отличием которых от экспертных систем и генетических алгоритмов является способность к самоорганизации и самообучению. Нейросистемы имитируют работу человеческого мозга и состоят из взаимосвязанных блоков, обрабатывающих информацию путем реагирования на поступление внешних данных с передачей информации между блоками. Технологии нейронных сетей отличаются от экспертных систем тем, что для модели глубокого обучения база знаний (эмпирические данные) обучающего набора данных намного шире, имеет большую размерность и множество структур. Интеллектуальная система наделяется понятийным, наглядно-образным мышлением с помощью использования этой базы, а также технологии машинного и глубинного обучения.

Обучение машины производится с применением набора данных с метками, формируемыми по результатам предыдущих аудиторских проверок, типовых кейс-задач и алгоритмов их решения в различных ситуациях. Методика обнаружения знаний в базах данных заключается в последовательности отбора, очистки, трансформации, моделирования и интерпретации информации. Конфигурация и моделирование ИИ-системы производится до тех пор, пока не будут получены желаемые результаты, созданы шаблоны и успешно проведено тестирование на валидность. Области применения машинного обучения «с учителем» являются задачи на классификацию, регрессию, ранжирование, прогнозирование, а «без учителя» — кластеризация, поиск ассоциативных правил для установления закономерностей между связанными объектами.

Для обучения распознавания документов и изображений, работы с неструктурированной информацией и интеллектуального анализа больших данных используется *методика глубинного обучения*. Глубинное обучение — это ИИ-технология с применением глубокой иерархической нейронной сети для анализа данных и извлечения сложных и абстрактных функций, лежащих в основе необработанных данных [Li, Vasarhelyi, 2018].

Использование нейронных сетей для аудиторской деятельности описывается в исследованиях методов обнаружения мошенничества [Fanning, Cogger, Srivastava, 1995; Perols, 2011; Brandas, Muntean, Didraga, 2018], оценки рисков [Chiu, Scott, 1994; Calderon, Cheh, 2002], непрерывности деятельности на основе анализа больших данных [Biggs, Selfridge, Krupka, 1993; Etheridge, Sriram, Hsu, 2000; Koh, 2004] и выполнения аналитических процедур [Koskivarra, 2017; Fanning, Cogger, Srivastava, 1995; Perols, 2011; Brandas, Muntean, Didraga, 2018; Chiu, 1994; Calderonand, Cheh, 2002; Biggs, Selfridge, Krupka, 1993; Etheridge, Sriram, Hsu, 2000; Koh, 2004; Koskivarra, 2017].

Большинство научных публикаций базируются на сравнительном анализе статистических моделей, экспертных систем с нейронными сетями и поиске новых областей применения технологий для повышения качества аудита. В своем исследовании Дж. Перолс сделал вывод о более достоверных результатах выявле-

ния фактов мошенничества при применении технологии машинного обучения, по сравнению со статистическими методами [Perols, 2011]. Для выявления мошенничества С. Брандас, М. Мунтин, О. Дидрага предложили технологию обнаружения аномалий на основе анализа основных компонентов как инструмент, идентифицирующий элементы, которые не соответствуют определенному шаблону (типу) [Brandas, Muntean, Didraga, 2018].

Наряду с описанием прикладных аспектов для конкретных областей аудиторской деятельности, в исследованиях рассматривается проблематика комплексных ИИ-технологий. На базе теории нечетких множеств и методов эволюционных вычислений, которые применимы для решения слабо- и неструктурированных задач в условиях неопределенности и направлены на поиск степени соответствия между элементом и набором элементов, были созданы *гибридные модели*. М. Дж. Ленард и его соавторы предложили прикладное генетическое программирование с применением теории нечетких множеств, экспертных оценок и статистических методов для составления прогнозных моделей и оценки непрерывности деятельности [Leonard et al., 2001], а исследователи [Davis, Massey, Lovell, 1997] разработали гибридную систему, интегрирующую нейронную сеть и элементы экспертных систем, для оценки рисков. В [Issa, Sun, Vasarhelyi, 2016] был сделан вывод о необходимости сочетания технологий машинного обучения для выявления фактов мошенничества и глубокой нейронной сети — для анализа данных из социальных сетей, видеозаписей, пресс-релизов, новостей, обработки и распознавания текста, а также изображений документов на бумажных носителях.

Анализ зарубежных работ в области применения ИИ-технологий показал, что на современном этапе в связи с расширением потенциала цифровых технологий наиболее важными для аудита выступают технологии извлечения информации и анализа больших данных (Big data). Применительно к аудиту это — «коллекции данных различных типов, которые могут включать в себя некоторое сочетание традиционных структурированных финансовых и нефинансовых данных, данных датчиков, электронных писем, телефонных звонков, социальных сетей, блогов, а также другие внутренние и внешние данные» [Gepp et al., 2018].

Необходимость внедрения новых технологий для обработки значительного объема информации связана с ростом неопределенности, неструктурированной природой больших данных, перегрузкой данных, что приводит к затруднению идентификации и поиска релевантных сведений и неверным выводам.

Для извлечения структурированных и неструктурированных данных из разных источников, представляющих собой аудиторские доказательства, используется технология обработки естественного языка. В основу технологии Big data заложены принципы лингвистического анализа, который позволяет анализировать тестовые документы и веб-страницы, понимать контекст и содержание, в том числе эмоциональную окраску. Р. Фэй и Е. М. Негангард описывают применение анализа больших данных для исследования рисков и выявления фактов мошенничества [Fay, Negangard, 2017]. В работах [Sun, Vasarhelyi, 2018; Hashimzade, 2016] подробно раскрываются прикладные аспекты анализа текстовой информации (text mining) как типа больших данных для сбора и обработки качественной информации, а в исследовании [Hashimzade, Myles, Rablen, 2016] — предиктивной аналитики для оценки рисков.

Область использования технологии визуального распознавания изображений и идентификации объектов, местоположений, отнесения их в задаваемый пользователем класс — проведение инвентаризации и обнаружение фактов недобросовестных действий. Х. Исса, Т. Сан и М. А. Васархелий обнаружили, что применение методов визуального распознавания позволяет аудиторам понимать содержимое изображения, полученного с помощью дронов, или видео, снятого камерами наблюдения, автоматически идентифицировать объект и предмет (в том числе человеческие лица) на изображении, а затем упорядочить и классифицировать каждое изображение в заранее определенный логический класс [Issa, Sun, Vasarhelyi, 2016].

ИИ-технологии действуют на основании ввода фактической информации аудируемого лица в единую информационную базу и ее сравнения с типовыми ситуациями в аналогичных компаниях, данные о проверках которых занесены в базу. В связи с этим одним из барьеров на пути к их внедрению в аудиторскую деятельность является проблема машинного обучения и построения выборки информации для формирования базы знаний и правил с целью повышения точности классификации и структурированности информации. Объем данных зависит от характера (текст или изображение), качества и репрезентативности информации, размерности и классификационных признаков данных, а также применяемых экспериментальных методов [Issa, Sun, Vasarhelyi, 2016].

Однако для обеспечения валидности обучаемой модели и исключения субъективности, которая может оказать влияние на мнение о достоверности финансовой отчетности, необходимы дополнительные исследования в области обеспечения качества ИИ-системы. При обучении может возникнуть риск ошибочности суждения и наличия некоторой степени субъективности в принятии решений, поскольку имеется зависимость от интеллекта и убеждений тех лиц, которые проводят машинное обучение. «Умная технология» может находить доказательства, которые будут соответствовать предпочтениям людей или выдавать противоречивую информацию. В результате специалисты могут сталкиваться на практике с проблемами интерпретации полученной информации в случае разрозненности данных, необходимости получения дополнительных сведений, выходящих за рамки модели. Разработка требований к машинному обучению для поддержания качества аудиторских услуг позволит повысить степень доверия общества и пользователей к мнению, формируемому с помощью ИИ-технологий.

Перспективным направлением исследований в области внедрения ИИ-технологий в деятельность аудиторских организаций становится рассмотрение вопросов создания роботизированных систем и интеллектуальных помощников, которые сочетают в себе комплекс технологий для решения различных задач в аудите. Ю. Кокина и Т. Х. Давенпорт отмечают необходимость использования технологии искусственного интеллекта и нейронных сетей для создания робота-помощника в аудите [Kokina, Davenport, 2017]. Роботизация процесса аудиторской проверки означает внедрение комплекса технологии искусственного интеллекта, экспертных систем и технологий управления знаниями [Abhishek, Divyashree, 2019].

Интеллектуальный помощник для аудиторской организации (Intelligent personal assistants — IPA) — это программный комплекс, выполняющий набор операций аудиторской проверки автономно и по заданию пользователя на основе принципов рассуждения и выполнения иных когнитивных функций [Brandas, Muntean,

Didraga, 2018]. Наиболее полное определение когнитивного помощника (cognitive assistants) для целей аудита дано в [Li, Vasarhelyi, 2018, p. 122] — это «технологии с обработкой естественного языка и интерактивной поддержкой принятия решений для извлечения и поиска релевантной информации, планирования и оценки рисков, позволяющие понимать голосовые команды и отвечать на вопросы в наиболее удобной форме». Когнитивный помощник может изучать и запоминать запросы и действия разных пользователей и на этой основе представлять рекомендации следующим пользователям. Для создания когнитивных помощников с целью оказания аудиторских услуг необходимо исследование когнитивной экосистемы, позволяющей понять взаимосвязь между элементами и технологиями, определить их прикладное значение для аудиторских компаний.

Для раскрытия содержания понятия «интеллектуальный аудит» как вида деятельности в зарубежной литературе используется информационный подход. ИИ-аудит — это гибридный набор технологий (интеллектуальный анализ данных, машинное обучение, распознавание речи, изображений и анализ эмоций), которые дополняют и модернизируют процессы аудиторской деятельности [Ukpong, Udoh, Essien, 2019]; платформа, которая анализирует и сортирует финансовые записи по категориям риска, устраняя необходимость случайных выборок финансовых записей и их проверки вручную [Rozen, 2018].

Таким образом, ИИ-аудит представляет собой проверку, организация и методика проведения которой основана на применении ИИ-технологии для выполнения когнитивных процессов и принятия решений на всех этапах, начиная с планирования и заканчивая формированием мнения в аудиторском заключении. Искусственный интеллект может генерировать гипотезы, основанные на суждениях, собирать данные из разрозненных, в том числе и неструктурированных источников информации, анализировать информацию большого объема и визуализировать результаты анализа, а также оценивать собранные доказательства.

Несмотря на представленность данной тематики в зарубежной научной литературе, ИИ-аудит и применение цифровых технологий для аудиторских проверок остаются неизученными областями в отечественной теории и методологии аудита. Российские исследователи затрагивают вопросы применения больших данных для оценки рисков недобросовестных действий [Соболева, 2017], открытых данных как источника информации для аудиторской проверки [Егорова, 2019], применения роботизированной технологии для решения задач на разных этапах аудита [Тихонов, Ворохобина, 2018]. Однако не уделяется достаточного внимания исследованиям в области цифровизации аудиторской деятельности и отдельным сферам применения когнитивных технологий, что обусловлено, с одной стороны, начальным этапом развития отечественной методологии аудиторской науки, а с другой стороны, недостаточной развитостью прикладных технологий искусственного интеллекта на отечественном рынке ИТ-продуктов, в том числе для организации аудиторской деятельности и проведения экспериментальных научных исследований. Исследования, осуществляемые зарубежными учеными, являются весьма важными для развития отечественной науки финансового контроля и ее соответствия современным реалиям и международным тенденциям.

## Когнитивная экосистема аудиторской деятельности: структура цифровых технологий и их применение для выполнения когнитивных процессов

В настоящее время возникла необходимость формирования когнитивной экосистемы аудиторской деятельности. Это обусловлено наличием различных цифровых технологий, которые могут быть применимы в определенных областях аудиторской деятельности не только по отдельности, но и в совокупности с другими технологиями, что принесет наибольший интегральный эффект от применения.

Описывая важность создания когнитивной экосистемы для аудита, С. Козловский отмечает, что она должна быть направлена на формализацию и выбор способов хранения и обработки знаний, их интерпретацию, наполнение базы знаниями (прототип экспертной системы), подачу знаний в понятийной системе, а также на проверку компетентности системы и пригодности для пользователей [Kozlowski, 2016].

Когнитивная экосистема аудиторской деятельности — это комплекс технологий роботизации автоматизированных процессов (Robotic process automation — RPA), данных и аналитики, когнитивных технологий и надстройки — прогностической аналитики<sup>6</sup> [Пожарицкая, 2017]. Под когнитивной системой понимается автоматизированная система, основанная на знаниях, или комплекс программных, лингвистических и логико-математических средств для реализации основной задачи — осуществления поддержки деятельности человека и поиска информации в режиме продвинутого диалога на естественном языке [Остроух, 2015]. Большинство авторов, раскрывая понятия «когнитивная система», «интеллектуальная система» и «система интеллектуальных технологий», перечисляют состав входящих в данную систему когнитивных технологий. Определение понятия «когнитивная система» применительно к аудиторской деятельности требует уточнения, поскольку существующие трактовки не раскрывают содержания, цели использования, не учитывают особенности аудита и применяемых прикладных технологий.

Аудиторская деятельность представляет собой предпринимательскую деятельность по аудиту и оказанию сопутствующих услуг, причем в связи с ростом потребностей пользователей в консалтинговых услугах возникли новые виды аудита: стратегический аудит, аудит эффективности, социальный аудит, комплаенс-аудит, экологический аудит и т. д. О росте консалтинговых услуг свидетельствуют отчетные показатели компаний стран «Большой четверки» (рис. 2) и статистика Минфина России, согласно которой в 2018 г. 50,1 % доходов российских аудиторских компаний приходилось на аудит, 45,3 — на прочие услуги и 5,1% — на сопутствующие аудиту услуги<sup>7</sup>.

Аудитор, оказывая консалтинговые услуги, может предложить клиентам совершенствовать систему внутреннего контроля, услуги по оценке налоговых рисков, проведению комплаенс-процедур или подтверждению обоснованности

<sup>6</sup> Harnessing the power of cognitive technology to transform the audit. KPMG, 2016. URL: <https://assets.kpmg.com/.../be/.../us-audit-cognitivereport> (дата обращения: 04.08.2019).

<sup>7</sup> Основные показатели рынка аудиторских услуг в Российской Федерации (Министерство финансов РФ. URL: [https://www.minfin.ru/ru/performance/audit/audit\\_stat/MainIndex/](https://www.minfin.ru/ru/performance/audit/audit_stat/MainIndex/) (дата обращения: 04.08.2019)).

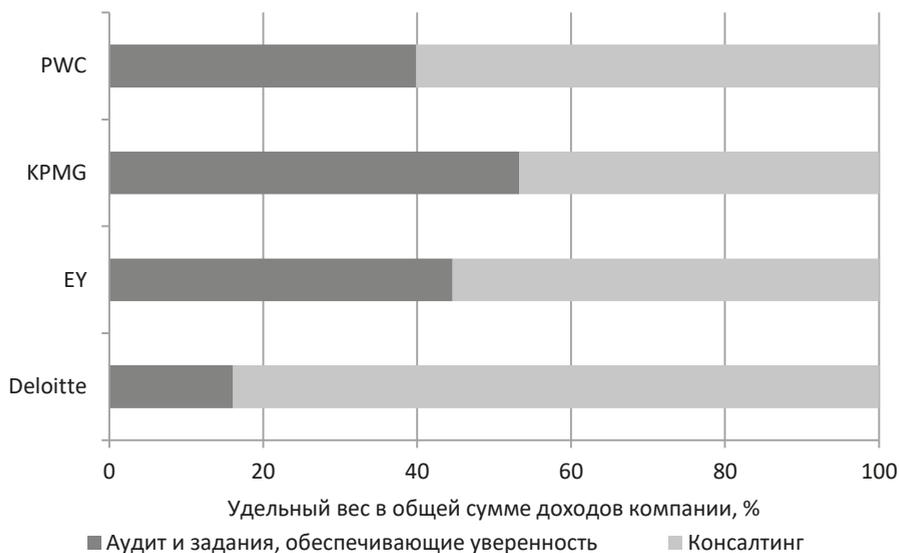


Рис. 2. Структура доходов от операционной деятельности компаний стран «Большой четверки», 2018 г.

Составлено по: Годовой отчет PWC. URL: <https://www.pwc.nl/nl/assets/documents/pwc-annual-report-2017-2018.pdf> (дата обращения: 04.08.2019); Годовой отчет Deloitte. URL: <https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/nl/Documents/about-deloitte/deloitte-nl-integrated-annual-report-2017-2018.pdf> (дата обращения: 04.08.2019); Годовой отчет EY. URL: [https://www.ey.com/Publication/vwLUAssets/EY-transparency-report-2017-2018-volume-2/\\$FILE/EY-transparency-report-2017-2018-volume-2.pdf](https://www.ey.com/Publication/vwLUAssets/EY-transparency-report-2017-2018-volume-2/$FILE/EY-transparency-report-2017-2018-volume-2.pdf) (дата обращения: 04.08.2019); Годовой отчет KPMG. <https://home.kpmg/content/dam/kpmg/nl/pdf/over-ons/integrated-report-2017-2018.pdf> (дата обращения: 04.08.2019).

инвестиционных планов, а также по оценке перспектив развития и способности компании продолжать деятельность непрерывно, собирать, классифицировать и компилировать информацию для определенных целей. Область углубленного исследования бизнеса является весьма перспективной для приложения интеллектуальных систем и когнитивных технологий в аудиторской деятельности.

Вместе с тем аудиторская деятельность — это совокупность взаимосвязанных когнитивных процессов, направленных на формирование суждения о достоверности финансовой отчетности. В аудиторской деятельности когнитивными процессами выступают извлечение знаний из базы знаний, поиск информации из внешних источников, сравнение, генерация и оценка гипотез, сбор информации, оценка и выбор решений [Bonner, Pennington, 1991]. Однако данные процессы не в полной мере отвечают современным достижениям и возможностям ИИ-технологий. Система искусственного интеллекта автоматизирует процессы ввода и распознавания необходимой информации, общения, обучения, представления знаний, аналитической обработки информации, выработки целей и принятия решений, поддержки целостности системы и реализации принятых решений [Карелин, 2011]. Значит, перечень когнитивных процессов аудиторской деятельности необходимо уточнить и включить его в состав процессы: ввода информации; общения с пользователем и распознавания информации; обучения, представления и накопления знаний; аналитической обработки информации; управления; формирования умозаключений, выводов и суждений.

Учитывая особенности аудиторской деятельности и определение когнитивной системы, под *когнитивной экосистемой аудиторской деятельности* будем понимать совокупность интеллектуальных систем, методов создания базы знаний, управления знаниями и когнитивных технологий, которые находятся во взаимодействии и предназначены для выполнения когнитивных процессов в аудиторской деятельности, обеспечивающих формирование профессионального мнения при выполнении аудиторских услуг и оказании сопутствующих аудиту услуг.

Рассматривая структуру когнитивной экономической системы, Н. М. Абдикеев, А. Н. Аверкин, Н. А. Ефремова отмечают, что она включает в себя: область применения интеллектуальных (когнитивных систем), основанных на методах и моделях искусственного интеллекта, систем поддержки принятия решений и интеллектуальной обработки данных; область управления знаниями (на основе методов нейрофизиологии, психологии и т. п.); область применения когнитивных технологий [Абдикеев, Аверкин, Ефремова, 2010]. Принимая во внимание данный подход, позволяющий определить взаимодействие применения ИИ-технологий для конкретной предметной области, предлагается структура когнитивной экосистемы аудиторской деятельности (рис. 3).



Рис. 3. Структура когнитивной экосистемы аудиторской деятельности

Когнитивная экосистема аудиторской деятельности состоит из трех подсистем: интеллектуальной подсистемы (базовый комплекс программно-аппаратных технологий, не учитывающий прикладной характер), подсистемы когнитивных технологий (например, экспертные системы и генетические алгоритмы) и подсистемы управления знаниями (направлены на формирование знаний о предметной области).

На пересечении области интеллектуальных систем и когнитивных технологий лежат гибридные интеллектуальные системы для аудита, которые достаточно широко исследованы в научных трудах зарубежных ученых (область 1). Прикладные технологии систем поддержки принятия решений для аудиторской деятельности находятся на пересечении системы управления знаниями и интеллектуальных систем (область 2). Она изучена в меньшей степени и нуждается в дальнейшей проработке в направлении конкретизации источников информации, их классификации и возможности расширения областей применения для аудита методов Data mining. Технология и методология когнитивного аудита расположены на пересечении системы управления знаниями и когнитивных технологий (область 3).

При объединении всех областей когнитивной экосистемы формируется прикладная область научных знаний, которая носит название «интеллектуальный аудит (ИИ-аудит)» и требует определения собственного теоретического обоснования и разработки методологической основы (область 4). Взаимосвязь областей и когнитивных процессов с задачами, решаемыми в аудиторской деятельности, показана на рис. 4.

Назначение когнитивной экосистемы аудиторской деятельности заключается в описании по запросу пользователя на основе ввода исходных данных некоторой задачи, состоящей из совокупности фактов и выводов из имеющихся фактов на основе базы знаний, правил и процедур. Для реализации процесса *ввода, общения с пользователем и распознавания информации* должен быть создан интеллектуальный интерфейс, обеспечивающий доступ к информационным базам аудируемых организаций, считыванию информации из бумажной документации, распознаванию образов для идентификации узнавания окружающих предметов, поиска и восприятия внешней информации.

Авторы работы [Brennan, Vaccala, Flynn, 2017] справедливо отмечают, что с помощью ИИ-технологий можно извлекать и группировать необходимую информацию из разных источников, сравнивать данные и выполнять процедуры подтверждения. Естественный языковой интерфейс и технология машинного зрения реализуют функции сбора информации и ее группировки для выполнения аудиторских процедур и иных задач, голосового управления, получения и передачи большого количества визуальной информации (текстов документов или изображений), что позволяет ускорить процедуры инспектирования, сверки первичных документов на бумажных и электронных носителях с базой учетных данных.

В практике аудиторских компаний стран «Большой четверки» начиная с 2016 г. стали внедряться технологии для извлечения информации из документов, распознавания реквизитов и иных символов (например, Deloitte внедрило ИИ-продукт Argus на базе Kira Systems; KPMG применяет для глубокого обучения IBM Watson Natural Language Understanding, а для поиска из открытых источников данных — Tensor Flow и Theano). ИИ-технологии позволяют увеличить эффективность



Рис. 4. Применение ИИ-технологий экосистемы аудиторской деятельности для решения прикладных задач в аудите

проверки за счет многократного повышения объема обработанной информации в единицу времени. Аудиторские фирмы стран «Big 4» оценивают экономический эффект от внедрения когнитивных технологий в сокращении трудоемкости сбора и обработки информации в 50%. Роботизированные технологии способны считать 800 млн страниц в секунду, суммировать данные практически мгновенно. ИИ-аудит, с одной стороны, создает возможность ускорения процессов обработки информации, а с другой стороны, позволяет повысить качество и результативность проверки за счет применения методов анализа данных и распознавания текста документов.

Переход на ИИ-технологии решает проблему минимизации риска необнаружения и, тем самым, повышает уровень уверенности аудитора в достаточности и уместности аудиторских доказательств, на которых основывается мнение о достоверности финансовой отчетности. В научной литературе и на сайтах компаний

стран «Большой четверки» преобладающим мнением является позиция, что на смену выборочного аудита придет сплошной непрерывный и роботизированный аудит<sup>8</sup> [Brennan, Vaccala, Flynn, 2017; Luo, Hu, Wang, 2018].

МСА 200<sup>9</sup> рассматривают аудиторскую выборку в качестве «неотъемлемых ограничений», которые приводят к возникновению риска необнаружения. В традиционном подходе практикующий аудитор должен обладать достаточными знаниями статистической теории, прогнозного моделирования, уметь правильно интерпретировать результаты статистики и на этой основе формировать обоснованную аудиторскую выборку. Широкое использование разнообразного инструментария в области аудиторской выборки, достоверность которого опровергалась и уточнялась в научной литературе на протяжении ряда лет на основании совершенствования математической статистики и теории вероятностей, так и не привело к созданию универсальной методики выборочного исследования. Внедрение ИИ-технологий в аудиторскую деятельность будет способствовать повышению эффективности информационного процесса, но потребует пересмотра концептуальных положений и методологии выборочного аудита.

Технология распознавания образов может быть использована в аудите для выполнения процедур наблюдения производственных помещений (МСА 315, п. А18)<sup>10</sup>, проведения инвентаризации запасов и распознавания лиц, участвующих в этом процессе, а также выполнения контрольных пересчетов запасов в труднодоступных местах (СА 501, п. А7)<sup>11</sup>. Директор Deloitte К.Энгельберт справедливо указывает на возможность применения дронов, разработанных на основе машинного зрения, для наблюдения за проведением инвентаризации и для оценки фактического наличия активов в местах их нахождения, что позволит проводить такую процедуру в любое время и по мере необходимости.

Экосистема аудиторской деятельности, на основе применения ИИ-технологий, базируется на обработке информации с помощью когнитивных процессов.

*Процесс обучения, представления и накопления знаний*, предназначенный для обработки собранной информации и извлечения новой информации внутри когнитивной системы аудиторской деятельности, предполагает использование технологии машинного обучения и базы знаний. В когнитивной экосистеме база знаний включает в себя набор фактов, описывающих предметную область проверки, правила и процедуры их логической обработки, базу закономерностей, позволяющих делать выводы, а также генерировать новые знания. Для создания базы знаний должны быть использованы нормативно-правовая система, данные информационных систем аудируемых лиц и их бизнес- и внешнего окружения, собранные

---

<sup>8</sup> Ramlukan R. How Big Data and Analytics Are Transforming the Audit. URL: <http://bit.ly/2pJ8ju> (дата обращения: 04.08.2019).

<sup>9</sup> МСА 200 «Основные цели независимого аудитора и проведение аудита в соответствии с международными стандартами аудита». Приказ Минфина России от 9 января 2019 г. № 2н. (КонсультантПлюс URL: <http://www.consultant.ru/> (дата обращения: 04.08.2019)).

<sup>10</sup> МСА 315 «Выявление и оценка рисков существенного искажения посредством изучения организации и ее окружения». Приказ Минфина России от 9 января 2019 г. № 2н. (КонсультантПлюс URL: <http://www.consultant.ru/> (дата обращения: 04.08.2019)).

<sup>11</sup> МСА 501 «Особенности получения аудиторских доказательств в конкретных случаях». Приказ Минфина России от 9 января 2019 г. № 2н. (КонсультантПлюс URL: <http://www.consultant.ru/> (дата обращения: 04.08.2019)).

доказательства и сделанные выводы по результатам предыдущих проверок. Накопленные знания в единой базе знаний позволяют синтезировать информацию о проверках клиентов за предшествующий период, что при повторном аудите упрощает процедуры понимания бизнеса клиента, планирования, оценки рисков и существенности. При извлечении знаний из базы требуется соблюдение принципа конфиденциальности информации. База знаний и облачные хранилища освобождают аудитора-человека от хранения в памяти и анализа, сопоставления большого количества информации.

Технология машинного обучения позволяет создать набор типовых ситуаций и образцов, чтобы научиться определять, выбирать и классифицировать информацию. Для создания базы правил и процедур применяются когнитивные методы. Важно, чтобы система была обучена анализу и сопоставлению данных, оценке взаимосвязи между ними, генерации выводов и выбору оптимального варианта из множества альтернативных. Для формирования готовых профессиональных суждений, умозаключений и решений в ИИ-системе аудиторской деятельности используются методы технической (конвертирование, форматирование, трансформирование), семантической и логической обработки исходной информации.

*Процесс аналитической обработки информации* основан на технологиях извлечения и анализа информации небольшой размерности (ограничивается информационной базой аудируемого лица) и Big data. В аудите и при оказании сопутствующих аудиту услуг аналитические процедуры получили распространение для планирования, оценки бизнес-рисков, подтверждения условий непрерывности деятельности, выявления ошибок и искажений, фактов мошенничества и высказывания мнения в аудиторском заключении.

Согласно МСА 315, аудитор должен учитывать влияние на аудируемую организацию отраслевых, регуляторных и прочих внешних факторов и выявлять события и условия, которые могут выступать побудительными мотивами, обстоятельствами давления или создавать возможности для недобросовестных действий. Контент-анализ публикаций в социальных сетях и новостных статьях может информировать аудиторов о потенциальном судебном риске, риске потери деловой репутации или мошенничестве со стороны руководства аудируемого лица. Такая информация необходима для выполнения предварительного планирования, оценки честности руководства клиента и соблюдения принципа независимости (МСА 220)<sup>12</sup>. Watson Analytics уже сейчас задействует технологии, позволяющие предоставлять аудитору информацию о положительных и негативных отзывах в сети Интернет о деятельности аудируемого лица, его администрации и выпускаемой продукции. Для оценки настроения, полярности суждений применяется технология сентиментального анализа и распознавания естественного языка.

Интеллектуальный анализ больших данных и предиктивная аналитика являются важными технологиями для *идентификации рискованных областей и оценки уровня риска* как в рамках аудиторской проверки, так и при оказании сопутствующих аудиту услуг (например, в процессе выполнения комплаенс-процедур, проведения инвестиционного аудита, оценке эффективности СВК и т. п.). В практике для

---

<sup>12</sup> МСА 220 «Контроль качества при проведении аудита финансовой отчетности». Приказ Минфина России от 9 января 2019 г. № 2н. (КонсультантПлюс. URL: <http://www.consultant.ru/> (дата обращения: 04.08.2019)).

анализа больших данных и выявления рисков элементов аудиторские компании стран «Большой четверки» применяют аналитические платформы Halo (PWC), Optix (Deloitte), KRisk (KPMG). Согласно МСА 315, п. А15, аналитические процедуры на основе финансовой и нефинансовой информации могут выявить необычные операции или события, а также определить суммы, коэффициенты и тенденции, которые будут свидетельствовать о наличии вопросов, ответы на которые способны оказать влияние на проводимый аудит.

При оценке рисков информация об операционной деятельности является внутренней и структурированной, а к неструктурированным большим данным можно отнести сведения о рынке и конкуренции, правовой, отраслевой и политической среде, колебания процентных ставок, курсов валют и уровень инфляции. В соответствии с МСА 315, п. А5, А47<sup>13</sup>, в качестве внешних источников информации для анализа рисков существенного искажения и финансовых результатов выступают отраслевые и экономические журналы, аналитические отчеты, данные исследований банков и рейтинговых агентств, издания регулирующих органов и финансовые публикации. Открытые данные (полуструктурированного типа) являются важным источником для понимания деятельности клиента, оценки и наличия признаков несоблюдения нормативно-правовых актов и непрерывности деятельности (информация о наличии кредитов и займов, признаков финансовой поддержки, несоблюдения условий, намерений руководства о ликвидации организации, рынка сбыта продукции и наличие незавершенных судебных разбирательств) [Егорова, 2019].

С помощью методов анализа могут быть обнаружены нетипичные тенденции, неожиданные колебания показателей, выявлены аномальные отклонения на основании сравнения с данными предшествующих периодов, показателями отрасли, предприятий аналогичных видов деятельности и прогнозных показателей. Процедуры интеллектуального анализа позволяют выявить то, что большая часть продаж приходится на конец месяца, сомнительно высокий процент операций производится с задержкой оплаты либо один работник совершает и контролирует большое количество сделок. Е. Коскиваара отмечает возможность применения нейронных сетей для аналитических процедур и обнаружения необоснованных экономических выгод и подозрительно высоких сумм расходов [Koskivaara, 2017]. Технологии анализа больших данных (информация сайтов компаний и открытых интернет-источников) могут быть полезны для поиска аффилированных лиц (МСА 550)<sup>14</sup>, а анализ информации активного и открытого рынка, предоставляющей общедоступные и достоверные сведения о ценах по сделкам — для проверки оценочных значений (МСА 540)<sup>15</sup>.

Существует достаточно большое количество аналитических методов, которые могут быть применены в когнитивной экосистеме аудиторской деятельности, например кластеризация, накопление, ассоциативные правила, изучение последова-

---

<sup>13</sup> МСА 315 «Выявление и оценка рисков существенного искажения посредством изучения организации и ее окружения». Приказ Минфина России от 9 января 2019 г. № 2н. (КонсультантПлюс. URL: <http://www.consultant.ru/> (дата обращения: 04.08.2019)).

<sup>14</sup> МСА 550 «Связанные стороны». Приказ Минфина России от 9 января 2019 г. № 2н. (КонсультантПлюс. URL: <http://www.consultant.ru/> (дата обращения: 04.08.2019)).

<sup>15</sup> МСА 540 «Аудит оценочных значений, включая оценку справедливой стоимости, и соответствующего раскрытия информации». Приказ Минфина России от 9 января 2019 г. № 2н. (КонсультантПлюс. URL: <http://www.consultant.ru/> (дата обращения: 04.08.2019)).

тельностью, нечеткая логика, деревья решений (для описания и анализа текущей информации), классификация, регрессия, анализ временных рядов (для прогнозирования). Аналитические процедуры на основе ИИ-технологий могут обеспечить быстрый (практически мгновенный) отбор в отдельные совокупности операций, например, с ценами, отличающимися от средних, или значениями, существенно отклоняющимися от заданной величины. Искусственный интеллект способен выявлять закономерности, корреляционные связи между показателями аудируемых лиц, схожих по видам и масштабам деятельности. Интеллектуальный анализ больших данных важен в аудите для оценки непрерывности деятельности на основе прогнозирования воздействия внешних факторов: экономического спада в государстве, отрасли, регионе, девальвации валюты, банкротства ключевых поставщиков сырья и материалов, потери рынков сбыта и появления на рынке успешных конкурентов.

В качестве источников информации могут быть использованы полуструктурированные данные сайтов Федеральной службы судебных приставов (исполнительные производства и розыск лиц, находящихся в розыске по подозрению в совершении правонарушения), Федеральной нотариальной палаты (сведения об имуществе, находящимся в залоге), реестры лицензий, информация о крупных государственных закупках, реестры федерального имущества, отчеты о выпуске ценных бумаг и проспекты эмиссии, информация о наличии налоговой и задолженности по исполнительному производству. Заявления руководства о проблемах финансирования и государственной поддержки, намерения о ликвидации или закрытии структурных подразделений могут быть озвучены в СМИ (новости на телевидении, радио или в печати). Также в СМИ могут обсуждаться вопросы, касающиеся развития или сокращения государственной или региональной поддержки, текущих или ожидаемых изменений нормативно-правовых актов, репутации руководящего персонала, его отношения к политике, покупательские предпочтения, рекламные мероприятия и т. п.

Технология «анализ аномалий» как процесс поиска подозрительных данных, сильно отклоняющихся от устойчивых зависимостей, необходима в аудите для выполнения процедуры оценки риска недобросовестных действий, выявления сложных и запутанных схем мошенничества. В ходе анализа устанавливаются скрытые закономерности, проводится прогностическое моделирование, затем рассматриваются исключения в найденных закономерностях. ИИ-технологии могут быть обучены новым методам анализа и быстрой адаптации к новой информации, которая постоянно накапливается в базах данных. Результаты анализа и прогнозного моделирования, подозрительных сделок могут быть выведены на экран монитора в виде автоматизированного графика или схемы и сигнализировать аудитору о необходимости более тщательной проверки в рискованных областях. Результаты аналитических процедур по запросу и с помощью манипулирования диаграммами могут быть визуализированы.

*Процесс целеполагания, организации и принятия решений в аудите* основан на применении систем поддержки принятия организационных и управленческих решений. Совершенствование организации аудиторской деятельности в связи с применением цифровых технологий становится возможным с помощью реализации способов дистанционного межфирменного взаимодействия. Начинают развиваться новые формы аудита, такие как дистанционный аудит, online-аудит и непрерыв-

ный аудит. Аудит может приобрести функцию непрерывного процесса, что позволит рационально распределять время на проведение проверок, а не осуществлять их в ограниченные сроки [Brennan, Vaccala, Flynn, 2017].

Под непрерывным аудитом понимается тип аудита, который дает результаты проверки одновременно или через короткий промежуток времени после возникновения соответствующих событий (групп взаимосвязанных операций). На возможность непрерывной аудиторской проверки указывает А. А. Ситнов, полагая, что «современные методы обработки информации позволяют аудитору в режиме реального времени выявлять проблемные ситуации, причины их возникновения, делать релевантные выводы, необходимые для принятия текущих и будущих управленческих решений» [Ситнов, 2015, с. 103]. Для создания онлайн-офиса аудиторской организации могут быть применимы облачные технологии, позволяющие объединить интернет-телефонию, корпоративную электронную почту, создать хранилища рабочей документации и электронный документооборот для взаимодействия аудитора с клиентами и построения коммуникаций между членами аудиторской группы. Возникают возможности в режиме реального времени проводить процедуры внутреннего контроля качества, осуществлять мониторинг и оценивать выполнение обязанностей всеми членами аудиторской группы.

Система поддержки принятия решений необходима аудитору для определения действий в условиях многокритериального выбора, неопределенности и нечеткости данных. Например, к когнитивным процессам управления относятся процессы планирования характера, объема и временных рамок аудиторских процедур, выбора действий аудитора в ответ на оценку риска и доказательств или выбора процента, контрольного показателя для расчета существенности с учетом знания характера аудируемой организации, структуры собственности и способа финансирования. Аудиторские стандарты задают альтернативные варианты возможных решений и критерии выбора. Например, в качестве ответных действий аудитора на высокие риски может быть увеличен объем выборки или изменены временные рамки. При принятии решений аудитор руководствуется не только профессиональным суждением, но и принципами рациональности и разумной уверенности.

*Процесс формирования умозаключений, суждений при оценке доказательств и мнения о достоверности отчетности* предполагает логический вывод на основе выполнения аудиторских процедур о наличии или отсутствии ошибки или фактов мошенничества. Аудитор при выполнении процедур следует принципу профессионального суждения, который согласно МСА 200, п. 13 заключается в применении «соответствующих знаний, опыта и навыков в контексте стандартов аудита, бухгалтерского учета и этических стандартов, при принятии обоснованных решений о надлежащих планах действий в обстоятельствах конкретного аудиторского задания»<sup>16</sup>. Для выполнения процессов используются когнитивные методы формирования профессиональных суждений, которые являются основой разработки интеллектуальных систем.

В условиях перехода на цифровые технологии создаются новые возможности по повышению качества услуг аудиторов и эффективности процесса проверки на

<sup>16</sup> МСА 200 «Основные цели независимого аудитора и проведение аудита в соответствии с международными стандартами аудита». Приказ Минфина России от 9 января 2019 г. № 2н. (КонсультантПлюс. URL: <http://www.consultant.ru/> (дата обращения: 04.08.2019)).

основе многократного ускорения процесса обработки данных. Задача аудитора в условиях работы с ИИ-технологиями заключается в оценке адекватности, ответственности выбранной информации и анализе выявленных искажений. Интеллектуальные процессы по мере получения доказательств в режиме реального времени могут оценивать и анализировать информацию, автоматически выбирать или предлагать на выбор альтернативные процедуры, корректировать программу проверки по мере необходимости и своевременно реагировать на повышенный уровень аудиторского риска. Технологии могут отыскать такую информацию, которую в случае традиционной проверки аудитор не смог бы обнаружить или не имел опыта проверок в данной области, а с накоплением базы знаний искусственный интеллект оказывается объективнее, чем суждение аудитора-человека.

При формировании когнитивной экосистемы аудиторской деятельности возникают вопросы, которые требуют урегулирования в аудиторских стандартах. Должны быть изложены вопросы этики при взаимодействии «аудитора-человека — бухгалтера-человека — робота-аудитора», «робота-аудитора — робота-бухгалтера», а также рассмотрен порядок использования личной информации и профессионального опыта аудитора-человека при машинном обучении, вопросы этики при доступе к личной информации из социальных сетей.

В нормативных правилах необходимо описать разграничение ответственности робота-аудитора и аудитора-человека. На методическом уровне положения МСА 315 должны учитывать особенности понимания деятельности клиента при использовании цифровых технологий ведения бизнеса, необходимость оценки киберрисков аудируемых лиц и использования процедур ИИ-аудита или привлечения эксперта в данной области. Использование роботов приведет к возникновению новых видов риска необнаружения, связанных с несовершенством искусственного интеллекта, либо с действиями аудируемого лица, направленными на обход роботизированных средств контроля. Соответственно, следует расширить понятие риска необнаружения в стандартах, уточнить факторы его возникновения. Внутренние процедуры контроля качества должны основываться на проверке функционирования и валидности моделей и методов, которым обучаются роботизированные системы, а также на обеспечении мер информационной безопасности, утечки информации и минимизации рисков.

### **Когнитивный аудит и интеллектуальный аудит: смена парадигмы в аудиторской науке**

Аудит выступает в качестве прикладной науки, направленной на удовлетворение частных и общественных потребностей, причем методология отечественного аудита до сих пор не сформирована в достаточной мере и находится на этапе развития [Жильцова и др., 2018]. В условиях цифровой экономики происходит смена парадигм, которая приводит к адаптации исторически сложившейся методологии аудиторской деятельности к внедряемым цифровым технологиям.

Под парадигмой принято понимать «совокупность явных и неявных (и часто не осознаваемых) предпосылок, определяющих научные исследования и прикладные разработки и признанных на определенном этапе развития науки» [Кун, 2009, с. 11]. Смена научных парадигм происходит при возникновении новых взглядов на

научную проблему и при зарождении новых гипотез и теорий. Возникновение прорывных технологий требует перестройки механизмов аудиторской деятельности, что означает пересмотр процессов и методов аудита как науки [Issa, Sun, Vasarhelyi, 2016]. С развитием когнитивных технологий и их применением на практике стали формироваться когнитивные научные направления в экономике и аудите как ее прикладной области, а с появлением ИИ-технологий — область ИИ-аудита.

Следует различать когнитивный аудит и интеллектуальный аудит. В философии под когнитивной наукой понимается научная область, которая изучает «сознание и высшие мыслительные процессы на основе применения теоретико-информационных моделей, процессы получения, передачи, использования знаний и интегрирует лингвистику, нейронауку, философию, психологию и моделирование искусственного интеллекта» [Кудрявцева, 2013, с. 63]. По мнению Е. И. Кудрявцевой когнитивная экономика — это «экономика, построенная на “знаниях о познании”, система экономических построений, включающая в себя в качестве основного элемента понимание того, как именно субъекты различной природы формируют собственные действия в экономическом пространстве: формулируют цели, определяют альтернативы, фиксируют пределы, осуществляют выбор, рефлексиируют достигнутый результат» [Кудрявцева, 2013, с. 63]. Когнитивный аудит как наука изучает процессы и модели когнитивного мышления аудитора, которые базируются на ассоциативных правилах рассуждения с помощью методов эвристики (эмпирическая система) и рационализации (система нормативных правил рассуждения).

Прикладные исследования в области применения ИИ-технологий для решения отдельных задач аудита вызывают необходимость развития новой научной области — ИИ-аудита. На формирование отдельного научного направления «интеллектуальный аудит» указывает С. Гринман. По его мнению, в интеллектуальном аудите сочетаются аппаратные и программные возможности со статистическим моделированием для решения задач, которые традиционно находились в ведении аудитор-человек [Greenman, 2017].

Выступая областью научных знаний, ИИ-аудит является междисциплинарной и прикладной наукой, которая формируется на стыке искусственного интеллекта, аудита как самостоятельной области и когнитивного аудита. Как наука искусственный интеллект, в отличие от области исследований когнитивных процессов, изучает процессы машинного (аппаратно-программного) моделирования для выполнения человеческих функций и создания роботизированной системы, позволяющей решать прикладные задачи.

Следовательно, ИИ-аудит как научное направление базируется на исследовании процесса создания, внедрения и применения когнитивной экосистемы аудиторской деятельности, которая выступает основой для создания роботизированных интеллектуальных помощников для аудиторских организаций. Сравнительная характеристика аудита как области научного знания и его перспективных научных направлений, развивающихся в условиях цифровой экономики, представлена в таблице.

Связь ИИ-аудита и когнитивного аудита прослеживается в схожести объектов, поскольку для создания интеллекта и машинного обучения непосредственно требуется проведение исследований в области познавательно-мыслительных процессов аудита. Методологию ИИ-аудита образует интеграция искусственного

**Таблица. Сравнительный анализ традиционного аудита, когнитивного аудита и интеллектуального аудита как научных направлений**

Признак сравнения	Традиционный аудит	Когнитивный аудит	Интеллектуальный аудит (авторская позиция)
Определение	Система знаний о методах и приемах независимого финансового контроля	Наука, занимающаяся процессами мышления аудитора и ментальными состояниями, связанными с формированием профессионального суждения и формулированием (высказыванием) аудиторского мнения	Наука, занимающаяся исследованиями формирования, внедрения и применения технологий искусственного интеллекта и методов когнитивного аудита в аудиторской деятельности
Научные категории	Аудиторский риск, аудиторские доказательства, аудиторская выборка, процедуры, существенность и т. п.	Профессиональная когниция аудита, концепт профессионального суждения аудитора, дискурс аудиторского заключения	Искусственный интеллект аудитора, когнитивная экосистема аудиторской деятельности
Объект	Аудиторская деятельность, процесс ее организации и проведения	Познавательные-мыслительные процессы в практической аудиторской деятельности и когнитивная компетентность как набор интеллектуальных качеств и способностей к критическому мышлению при выполнении аудиторских процедур, высказыванию профессионального суждения	Когнитивная экосистема аудиторской деятельности, процесс внедрения технологий искусственного интеллекта и когнитивные процессы
Методология	Совокупность общих и частных методов для получения достаточных и надлежащих аудиторских доказательств	Совокупность приемов и методов формирования когнитивного мышления аудитора	Совокупность методов и технологий искусственного интеллекта, машинного обучения, когнитивных методов

Составлено по: [Жильцова и др., 2018; Пожарицкая, 2017].

интеллекта и процесса управления знаниями, которые ориентированы на моделирование знаний эксперта о практической ситуации, ее динамических свойствах и способов управления.

Перспективными направлениями исследований в области ИИ-аудита выступает изучение таких вопросов, как:

- поведенческие процессы в аудиторской деятельности, процессы принятия решений и когнитивные способности аудитора;
- организация и процедуры управления знанием, вопросы инференции и репрезентативности знания, формирование и накопление базы знаний для идентификаций объектов и построения логических выводов;

- комплекс методических, программно-аппаратных средств, образующих ИИ-технологии, необходимые для исследования мыслительных процессов в сознании аудитора и формирования когнитивной экосистемы;
- информационные и когнитивные процессы сбора и обработки информации в когнитивной экосистеме аудиторской организации.

Исследования в вышеперечисленных сферах научного знания позволят сформировать надежную и эффективную экосистему аудиторской деятельности, отвечающую современной действительности и требованиям к внедрению инструментов цифровой экономики. Интеллектуальный аудит в условиях цифровой экономики создаст возможность проводить проверки дистанционно, в любой момент времени (непрерывно) по запросу клиента и расширит информационно-методическую базу консалтинговых услуг.

## Заключение

В результате проведенного исследования были выявлены возможности применения цифровых технологий в аудиторской деятельности и перспективы развития ИИ-аудита как самостоятельной области научных знаний. Основные выводы исследования заключаются в следующем.

Во-первых, анализ научных исследований в области аудита показывает, что сложились теоретико-методические и научно-технические предпосылки перехода аудита на цифровые технологии. Практика компаний стран «Большой четверки» показывает, что в настоящее время на мировом рынке существуют доступные ИИ-технологии, способные модернизировать отдельные аудиторские процедуры (оценка рисков, поиск и анализ информации на интернет-сайтах и открытых данных) и комплексно создать когнитивную экосистему аудиторской деятельности.

Во-вторых, ИИ-технологии в сочетании с методами описательного и предиктивного анализа больших данных трансформируют методический инструментарий аудиторской проверки, а также расширяют спектр консалтинговых услуг. Появляются возможности удовлетворить запросы клиентов, которым в рыночной экономике важны не только достоверная учетная информация, но и перспективная оценка бизнес-рисков, гарантия существования предприятия в обозримом будущем, оценка состояния и функционирования информационной системы и бизнес-процессов. Трансформация теории и методологии приводит к формированию междисциплинарных областей научного знания — когнитивного аудита и ИИ-аудита, которые являются перспективными направлениями научных исследований.

В-третьих, аудиторская проверка с применением цифровых технологий способна повысить качество услуг аудиторов на основе перехода от выборочного аудита к сплошному, поскольку технологии создают возможность ускоренно обрабатывать бумажные и электронные источники информации, делать сверки и подтверждения, которые выполняет аудитор вручную. Акцент проверки смещается на отбор и поиск рискованных сделок, бухгалтерских записей, считающихся подозрительными, которые аудитор-человек может еще более тщательно подвергнуть проверке. ИИ-технологии, призваны повысить степень доверия к аудиторскому заключению, что в свою очередь улучшит деловую репутацию аудитора. Машинный интеллект может оказаться более объективным, нежели суждения человека.

В-четвертых, цифровые технологии могут как упростить проведение процедур, так и рационализировать организацию аудиторской проверки с учетом особенностей клиента. Превалирующими аудиторскими процедурами должны стать тесты средств контроля автоматизированных информационных систем и аналитические процедуры, которые на основе технологий описательной и предиктивной аналитики способны анализировать и структурированную и неструктурированную информацию.

В-пятых, существуют риски ИИ-систем, связанные с предвзятостью, субъективностью системы, поскольку имеется зависимость от интеллекта и убеждений тех лиц, которые проводят обучение роботов. При создании ИИ-систем необходимо учитывать, что справедливость, честность и профессионализм — главные характеристики, формирующие доверие к мнению аудитора.

Таким образом, внедрение роботизированных программных продуктов в аудиторскую деятельность — это необходимое условие и фактор развития цифровой экономики в России, который должен способствовать как повышению качества аудиторских услуг, так и увеличению эффективности деятельности аудиторских фирм.

## Литература

- Абдикеев Н. М., Аверкин А. Н., Ефремова Н. А. (2010) Когнитивная экономика в эпоху инноваций. *Вестник РЭА*. № 1. С. 3–20.
- Егорова И. С. (2019) Использование данных интернет-среды в аудите. *Аудитор*. № 5. С. 14–28.
- Жильцова Ю. В., Кемаева С. А., Козменкова С. В., Маслова Т. С. (2018) Формирование современной парадигмы аудита как прикладной науки. *Международный бухгалтерский учет*. № 17–18. С. 1037–1049.
- Карелин В. П. (2011) Интеллектуальные технологии и системы искусственного интеллекта для поддержки принятия решений. *Вестник Таганрогского института управления и экономики*. 2011. № 2. С. 79–84.
- Кудрявцева Е. И. (2013) Когнитивная экономика и когнитивный менеджмент: поиск концепции и управления новыми человеческими ресурсами. *Научные труды Северо-Западного института управления РАНХиГС*. Т. 4. № 4 (11). С. 58–67.
- Кун Т. С. (2009) *Структура научных революций*. М.: АСТ. 310 с.
- Остроух А. В. (2015) *Интеллектуальные системы*. Красноярск: Научно-инновационный центр. 110 с.
- Пожарицкая И. М. (2017) Когнитивный аудит: новая парадигма. *Аудитор*. № 7. С. 11–15.
- Родзин С. И., Титаренко И. Н. (2013) NBIC-технологии, искусственный интеллект и электронная культура. *Информатика, вычислительная техника и инженерное образование*. № 2. Вып. 13. С. 60–74.
- Ситнов А. А. (2015) Особенности аудита информационной безопасности бизнес-систем. *Аудитор*. № 9. С. 14–22.
- Соболева Г. В. (2017) Использование метода больших данных для оценки рисков недобросовестных действий. *Аудиторские ведомости*. № 5. С. 173–184.
- Сухарева М. А. (2018) От концепции постиндустриального общества к концепции экономики знаний и цифровой экономики: критический анализ терминологического поля. *Государственное управление. Электронный вестник*. № 68. С. 445–464.
- Тихонов Э. Е., Ворохобина Я. В. (2018) Цифровая экономика: новые парадигмы развития цифровых валуев и приложение технологий блокчейн в аудите. *Научный вестник Государственного автономного образовательного учреждения высшего профессионального образования «Невинномысский государственный гуманитарно-технический институт»*. № 1. С. 128–131.
- Abdolmohammadi M. J. (1987) Decision support and expert systems in auditing: a review and research directions. *Accounting and Business Research* (Spring), vol. 17, pp. 173–185.

- Abhishek N., Divyashree M. S. (2019) Application of Robotics in Accounting and Auditing of Business and Financial Information. *Inspira — Journal of Modern Management & Entrepreneurship (JMME)*, vol. 9, no. 2, pp. 1–5.
- Baldwin A. A., Brown C. E., Trinkle B. S. (2006) Opportunities for artificial intelligence development in the accounting domain: the case for auditing. *Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management: International Journal*, vol. 14, no. 3, pp. 77–86.
- Biggs S. F., Selfridge M., Krupka G. R. (1993) A computational model of auditor knowledge and reasoning processes in the going-concern judgment. *Auditing: A Journal of Practice and Theory*, vol. 12, pp. 82–99.
- Bonner S. E., Pennington N. (1991) Cognitive processes and knowledge as determinants of auditor expertise. *Journal of Accounting Literature*, vol. 10, pp. 1–50.
- Boritz J. E., Wensley A. K. P. (1990) Structuring the assessment of audit evidence — an expert systems approach. *Auditing: A Journal of Practice and Theory*, vol. 9, pp. 49–98.
- Brandas C., Muntean M., Didraga O. (2018) Intelligent decision support in auditing: Big Data and machine learning approach. 17<sup>th</sup> International Conference on Informatics in economy (IE 2018) Education, Research & Business Technologies. *The Bucharest University of Economic Studies*. Bucharest. Romania, pp. 425–430.
- Brennan B., Baccala M., Flynn M. (2017) *Artificial Intelligence Comes to Financial Statement Audits*. CFO. URL: <https://www.cfo.com/auditing/2017/02/artificial-intelligence-audits/> (дата обращения: 04.08.2019).
- Calderon T. G., Cheh J. J. (2002) A roadmap for future neural research in auditing and risk assessment. *International Journal of Accounting Information Systems*, vol. 3–4, pp. 203–236.
- Chiu C. T., Scott R. (1994) An intelligent forecasting support system in auditing: expert system and neural network approach. *System Sciences*, vol. 3, pp. 272–280.
- Commerford B. P. Dennis S. A., Joe J. R., Wang J. (2019) *Complex Estimates and Auditor Reliance on Artificial Intelligence*. Elsevier. URL: Elsevier <https://ssrn.com/abstract=3422591> (дата обращения: 04.08.2019).
- Davis J. T., Massey A. P., Lovell I. I. (1997) Supporting a complex audit judgment task: an expert network approach. *European Journal of Operational Research*, vol. 103(2), pp. 350–372.
- Eining M. M., Jones D. R. (1997) Reliance on decision aids: an examination of auditors' assessment of management fraud. *Auditing: A Journal of Practice and Theory*, vol. 16(2), pp. 1–19.
- Etheridge H. L., Sriram R. S., Hsu H. Y. K. (2000) A comparison of selected artificial neural networks that help auditors evaluate client financial viability. *Decision Sciences*, vol. 31(2), pp. 531–550.
- Fanning K., Cogger K., Srivastava R. (1995) Detection of management fraud: a neural network approach. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, vol. 4, pp. 113–126.
- Fay R., Negangard E. M. (2017) Manual Journal Entry Testing: Data Analytics and The Risk of Fraud. *Journal of Accounting Education*, vol. 38, pp. 37–49.
- Gepp A., Linnenluecke M. K., O'Neill T. J., Smith T. (2018) Big Data Techniques in Auditing Research and Practice: Current Trends and Future Opportunities. *Journal of Accounting Literature*, vol. 40, pp. 102–115.
- Greenman C. (2017) Exploring the Impact of Artificial Intelligence on the Accounting Profession. *Journal of Research in Business, Economics and Management*, vol. 8, no. 3, pp. 1451–1454.
- Griffith E. E., Hammersley J. S., Young D., Kadous K. (2015) Auditor Mindsets and Audits of Complex Estimates. *Journal of Accounting Research*, vol. 53, no. 1, pp. 49–77.
- Hashimzade N., Myles G. D., Rablen M. D. (2016) Predictive Analytics and The Targeting of Audits. *Journal of Economic Behavior & Organization*, vol. 124, pp. 130–145.
- Issa H., Sun T., Vasarhelyi M. A. (2016) Research Ideas for Artificial Intelligence in Auditing: The Formalization of Audit and Workforce Supplementation. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, vol. 13, no. 2, pp. 1–20.
- Koh H. C. (2004) Going concern prediction using data mining techniques. *Managerial Accounting Journal*, vol. 19, no. 3, pp. 462–476.
- Kokina J., Davenport Th. H. (2017) The Emergence of Artificial Intelligence: How Automation is Changing Auditing. *Journal of emerging technologies in accounting*, vol. 14, no. 1, pp. 115–122.
- Koskivaara E. (2017) Artificial neural network models for predicting patterns in auditing monthly balances. *Journal of the Operational Research Society*, vol. 51, pp. 1060–1069.
- Kozlowski S. (2016) Audit Ecosystem. Doctoral dissertation, Rutgers, The State University of New Jersey. 135 p.

- Lenard M. J., Alam P., Booth D., Madey G. (2001) Decision-making capabilities of a hybrid system applied to the auditor's going-concern assessment. *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, vol. 10, pp. 1–24.
- Luo J., Hu Zh., Wang L. (2018) Research on CPA Auditing Reform Strategy Under the Background of Artificial Intelligence. *Advances in Social Science, Education and Humanities Research. 2nd International Conference on Management, Education and Social Science*, vol. 176, pp. 935–939.
- Meservey R. D., Bailey Jr. A. D., Johnson P. E. (1986) Internal control evaluation: a computational model of the review process. *Auditing: A Journal of Practice and Theory*, vol. 6, no. 1, pp. 44–74.
- Sun T., Vasarhelyi M. A. (2018) Embracing Textual Data Analytics in Auditing with Deep Learning. *The International Journal of Digital Accounting Research*, vol. 18, pp. 49–67.
- Li Q., Vasarhelyi M. A. (2018) Developing a Cognitive Assistant for the Audit Plan. *The International Journal of Digital Accounting Research*, vol. 18, pp. 119–140.
- Omoteso K. (2012) The application of artificial intelligence in auditing: Looking back to the future. *Expert Systems with Applications*, vol. 39, no. 9, pp. 8490–8495.
- Perols J. (2011) Financial Statement Fraud Detection: An Analysis of Statistical and Machine Learning Algorithms. *Auditing: A Journal of Practice & Theory*, vol. 30, no. 2, pp. 19–50.
- Rozen C. (2018) Small Firm Blazes Trail in Artificial Intelligence Use for Audits. *Bloomberg Tax*. p. 38.
- Ramlukan R. How Big Data and Analytics Are Transforming the Audit. URL: <http://bit.ly/2pJJ8ju> (дата обращения: 04.08.2019).
- Ukpong E. G., Udoh I. I., Essien I. T. (2019) Artificial Intelligence: Opportunities, Issues and Applications in Accounting and Auditing in Nigeria. *Asian Journal of Economics, Business and Accounting*, vol. 10, no. 1, pp. 1–6.
- Vasarhelyi M., Bonson E., Hoitash R. (2005) Artificial Intelligence in Accounting and Auditing: International Perspectives. 225 p.
- Welch O. J., Reeves T. E., Welch S. T. (1998) Using a genetic algorithm-based classifier system for modeling auditor decision behavior in a fraud setting. *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, vol. 7, pp. 173–186.

Статья поступила в редакцию: 05.08.2019  
Статья рекомендована в печать: 20.02.2020

#### Контактная информация:

Якимова ВиленА Анатольевна — канд. экон. наук, доц.; vilena\_yakimova@mail.ru

## Opportunities and prospects for using digital technologies in auditing

V. A. Yakimova

Amur State University,  
21, Ignatievskoe shosse, Blagoveshchensk, 675000, Russian Federation

**For citation:** Yakimova V. A. (2020) Opportunities and prospects for using digital technologies in auditing. *St Petersburg University Journal of Economic Studies*, vol. 36, iss. 2, pp. 287–318. <https://doi.org/10.21638/spbu05.2020.206> (In Russian)

The digital economy creates new opportunities for the development of all types of economic activity, and first of all it allows to improve the organizational, technical and methodological support of information services, which include audit services. Developing technologies based on artificial intelligence, descriptive and predicative analysis of big data can find an applied aspect in the digitalization of audit activities, which will help to accelerate the collection of information, the transition from manual procedures to computer-aided processing of information, planning algorithms and a deeper understanding of the activities of audited entities. With the development of the market of high (hi-tech) and end-to-end technologies, digitalization of

information systems of economic entities, the problems of adapting auditory methodological and organizational-technological tools to current conditions become urgent. Thus, in auditing science there is a paradigm shift: the transition from traditional audit to intellectual (AI audit), the methodology of which is based on machine learning technology in the professional field and the use of professional cognition. The application of the ecosystem approach allows us to describe the features of the content and functional purpose of individual digital technologies for performing cognitive processes in audit activities. A cognitive ecosystem of audit activities is proposed, which is necessary for defining digital technologies, with the help of which specific tasks and directions of audits and audit-related services can be implemented. The proposed ecosystem can be used as a supporting mechanism for creating a comprehensive AI-audit system in audit organizations and for developing AI-audit as a field of scientific knowledge.

*Keywords:* digital economy, digital technologies, audit services, intellectual audit, AI-technologies, professional judgment.

## References

- Abdikeev N. M., Averkin A. N., Efremova N. A. (2010) Cognitive Economics in the Age of Innovation. *Vestnik RJeA*, no. 1, pp. 3–20. (In Russian)
- Abdolmohammadi M. J. (1987) Decision support and expert systems in auditing: a review and research directions. *Accounting and Business Research (Spring)*, vol. 17, pp. 173–185.
- Abhishek N., Divyashree M. S. (2019) Application of Robotics in Accounting and Auditing of Business and Financial Information. *Inspira — Journal of Modern Management & Entrepreneurship (JMME)*, vol. 9, no. 2, pp. 1–5.
- Baldwin A. A., Brown C. E., Trinkle B. S. (2006) Opportunities for artificial intelligence development in the accounting domain: the case for auditing. *Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management: International Journal*, vol. 14, no. 3, pp. 77–86.
- Biggs S. F., Selfridge M., Krupka G. R. (1993) A computational model of auditor knowledge and reasoning processes in the going-concern judgment. *Auditing: A Journal of Practice and Theory*, vol. 12, pp. 82–99.
- Bonner S. E., Pennington N. (1991) Cognitive processes and knowledge as determinants of auditor expertise. *Journal of Accounting Literature*, vol. 10, pp. 1–50.
- Boritz J. E., Wensley A. K. P. (1990) Structuring the assessment of audit evidence — an expert systems approach. *Auditing: A Journal of Practice and Theory*, vol. 9, pp. 49–98.
- Brandas C., Muntean M., Didraga O. (2018) Intelligent decision support in auditing: Big Data and machine learning approach. 17<sup>th</sup> International Conference on Informatics in economy (IE 2018) Education, Research & Business Technologies. *The Bucharest University of Economic Studies*. Bucharest, pp. 425–430.
- Brennan B., Baccala M., Flynn M. (2017) Artificial Intelligence Comes to Financial Statement Audits. 2017. CFO. URL: <https://www.cfo.com/auditing/2017/02/artificial-intelligence-audits/> (accessed: 04.08.2019).
- Calderon T. G., Cheh J. J. (2002) A roadmap for future neural research in auditing and risk assessment. *International Journal of Accounting Information Systems*, vol. 3–4, pp. 203–236.
- Chiu C. T., Scott R. (1994) An intelligent forecasting support system in auditing: expert system and neural network approach. *System Sciences*, vol. 3, pp. 272–280.
- Commerford B. P., Dennis S. A., Joe J. R., Wang J. (2019) *Complex Estimates and Auditor Reliance on Artificial Intelligence*. Elsevier. URL: <https://ssrn.com/abstract=3422591> (дата обращения: 04.08.2019).
- Davis J. T., Massey A. P., Lovell I. I. (1997) Supporting a complex audit judgment task: an expert network approach. *European Journal of Operational Research*, vol. 103, no. 2, pp. 350–372.
- Egorova I. S. (2019) Use of Internet environment data in auditing. *Auditor*, no. 5, pp. 14–28. (In Russian)
- Eining M. M., Jones D. R. (1997) Reliance on decision aids: an examination of auditors' assessment of management fraud. *Auditing: A Journal of Practice and Theory*, vol. 16, no. 2, pp. 1–19.
- Etheridge H. L., Sriram R. S., Hsu H. Y. K. (2000) A comparison of selected artificial neural networks that help auditors evaluate client financial viability. *Decision Sciences*, vol. 31, no. 2, pp. 531–550.
- Fanning K., Cogger K., Srivastava R. (1995) Detection of management fraud: a neural network approach. *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, vol. 4, pp. 113–126.

- Fay R., Negangard E. M. (2017) Manual Journal Entry Testing: Data Analytics and The Risk of Fraud. *Journal of Accounting Education*, vol. 38, pp. 37–49.
- Gepp A., Linnenluecke M. K., O'Neill T. J., Smith T. (2018) Big Data Techniques in Auditing Research and Practice: Current Trends and Future Opportunities. *Journal of Accounting Literature*, vol. 40, pp. 102–115.
- Greenman C. (2017) Exploring the Impact of Artificial Intelligence on the Accounting Profession. *Journal of Research in Business, Economics and Management*, vol. 8, no. 3, pp. 1451–1454.
- Griffith E. E., Hammersley J. S., Young D., Kadous K. (2015) Auditor Mindsets and Audits of Complex Estimates. *Journal of Accounting Research*, vol. 53, no. 1, pp. 49–77.
- Hashimzade N., Myles G. D., Rablen M. D. (2016) Predictive Analytics and The Targeting of Audits. *Journal of Economic Behavior & Organization*, vol. 124, pp. 130–145.
- Issa H., Sun T., Vasarhelyi M. A. (2016) Research Ideas for Artificial Intelligence in Auditing: The Formalization of Audit and Workforce Supplementation. *Journal of Emerging Technologies in Accounting*, vol. 13, no. 2, pp. 1–20.
- Karelin V. P. (2011) Intelligent technology and artificial intelligence systems to support decision making. *Vestnik Taganrogskego instituta upravleniia i ekonomiki*, no. 2, pp. 79–84. (In Russian)
- Koh H. C. (2004) Going concern prediction using data mining techniques. *Managerial Accounting Journal*, vol. 19, no. 3, pp. 462–476.
- Kokina J., Davenport Th. H. (2017) The Emergence of Artificial Intelligence: How Automation is Changing Auditing. *Journal of emerging technologies in accounting*, vol. 14, no. 1, pp. 115–122.
- Koskivaara E. (2017) Artificial neural network models for predicting patterns in auditing monthly balances. *Journal of the Operational Research Society*, vol. 51, pp. 1060–1069.
- Kozlowski S. (2016) *Audit Ecosystem*. Doctoral dissertation, Rutgers, The State University of New Jersey. 135 p.
- Kudrjavceva E. I. (2013) Cognitive Economics and Cognitive Management: Searching for a Concept and Managing. *Nauchnye trudy Severo-Zapadnogo instituta upravleniia RANHiGS*, vol. 4, no. 4 (11), pp. 58–67. (In Russian)
- Kun T. S. (2009) *The structure of scientific revolutions*. Moscow: AST Publ. 310 p. (In Russian)
- Lenard M. J., Alam P., Booth D., Madey G. (2001) Decision-making capabilities of a hybrid system applied to the auditor's going-concern assessment. *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, vol. 10, pp. 1–24.
- Li Q., Vasarhelyi M. A. (2018) Developing a Cognitive Assistant for the Audit Plan. *The International Journal of Digital Accounting Research*, vol. 18, pp. 119–140.
- Luo J., Hu Zh., Wang L. (2018) Research on CPA Auditing Reform Strategy Under the Background of Artificial Intelligence. *Advances in Social Science, Education and Humanities Research. 2<sup>nd</sup> International Conference on Management, Education and Social Science*, vol. 176, pp. 935–939.
- Meservey R. D., Bailey Jr. A. D., Johnson P. E. (1986) Internal control evaluation: a computational model of the review process. *Auditing: A Journal of Practice and Theory*, vol. 6, no. 1, pp. 44–74.
- Omotoso K. (2012) The application of artificial intelligence in auditing: Looking back to the future. *Expert Systems with Applications*, vol. 39, no. 9, pp. 8490–8495.
- Ostroukh A. V. (2015) *Intelligent systems*. Krasnojarsk, Nauchno-innovatsionnyi centr Publ. 110 p. (In Russian)
- Perols J. (2011) Financial Statement Fraud Detection: An Analysis of Statistical and Machine Learning Algorithms. *Auditing: A Journal of Practice & Theory*, vol. 30, no. 2, pp. 19–50.
- Pozharitskaya I. M. (2017) Cognitive Audit: A New Paradigm. *Auditor*, no. 7, pp. 11–15. (In Russian)
- Rodzin S. I., Titarenko I. N. (2013) NBIC Technologies, Artificial Intelligence and Electronic Culture. *Informatika, vychislitel'naia tehnika i inzhenernoe obrazovanie*, no. 2, iss. 13, pp. 60–74. (In Russian)
- Rozen C. (2018) Small Firm Blazes Trail in Artificial Intelligence Use for Audits. *Bloomberg Tax*, p. 38.
- Sitnov A. A. (2015) Features of information security audit of business systems. *Auditor*, no. 9, pp. 14–22. (In Russian)
- Soboleva G. V. (2017) The use of the big data method to assess the risks of fraud. *Auditorskie vedomosti*, no. 5, pp. 173–184. (In Russian)
- Sukhareva M. A. (2018) From the concept of a post-industrial society to the concept of a knowledge economy and a digital economy: a critical analysis of the terminological field, *Gosudarstvennoe upravlenie. Elektronnyi vestnik*, no. 68, pp. 445–464. (In Russian)
- Sun T., Vasarhelyi M. A. (2018) Embracing Textual Data Analytics in Auditing with Deep Learning. *The International Journal of Digital Accounting Research*, vol. 18, pp. 49–67.

- Tikhonov E. E., Vorokhobina Y. V. (2018) Digital economy: new paradigms for the development of digital currencies and the application of blockchain technologies in audit. *Nauchnyi vestnik Gosudarstvennogo avtonomnogo obrazovatel'nogo uchrezhdeniia vysshego professional'nogo obrazovaniia "Nevinnomysskii gosudarstvennyi gumanitarno-tekhnicheskii institut"*, no. 1, pp. 128–131. (In Russian)
- Ukpong E. G., Udoh I. I., Essien I. T. (2019) Artificial Intelligence: Opportunities, Issues and Applications in Accounting and Auditing in Nigeria. *Asian Journal of Economics, Business and Accounting*, vol. 10, no. 1, pp. 1–6.
- Vasarhelyi M., Bonson E., Hoitash R. (2005) Artificial Intelligence in Accounting and Auditing: International Perspectives. 225 p.
- Welch O. J., Reeves T. E., Welch S. T. (1998) Using a genetic algorithm-based classifier system for modeling auditor decision behavior in a fraud setting. *International Journal of Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, vol. 7, pp. 173–186.
- Zhil'tsova Yu. V., Kemaeva S. A., Kozmenkova S. V., Maslova T. S. (2018) The formation of the modern audit paradigm as an applied science. *Mezhdunarodnyi bukhgalterskii uchet*, no. 17–18, pp. 1037–1049. (In Russian)

Received: 05.08.2019

Accepted: 20.02.2020

#### Author's information:

Vilena A. Yakimova — PhD, Associate Professor; vilena\_yakimova@mail.ru