

Дата поступления рукописи в редакцию: 18.04.2026 г.
Дата принятия рукописи в печать: 27.05.2026 г.

DOI: 10.24412/2076-1503-2026-5-262-267

ЛАРИН Александр Юрьевич,
кандидат юридических наук, доцент,
Вице-президент Международной ассоциации «Антиконтрафакт»,
Руководитель направления интеллектуальной собственности,
Ректор Академии профессиональных компетенций «Антиконтрафакт»,
Москва, Россия,
e-mail: A.larin@anti-counterfeiting.ru

НЕЙРОСЕТЕВЫЕ МЕТОДЫ ОЦЕНКИ НЕМАТЕРИАЛЬНЫХ АКТИВОВ В УСЛОВИЯХ ЦИФРОВОЙ ТРАНСФОРМАЦИИ: АНАЛИЗ ДЕЙСТВУЮЩЕГО РЕГУЛИРОВАНИЯ И КОНЦЕПЦИЯ ДИНАМИЧЕСКОЙ ОЦЕНКИ

Аннотация. В статье проводится критический анализ действующих в Российской Федерации методик оценки нематериальных активов применительно к интеллектуальным системам, создаваемым с использованием технологий искусственного интеллекта, цифровым активам и решениям в области data science. Автором выявлены существенные пробелы в методологии оценки самообучающихся систем как в бюджетной сфере (Приказ Минфина РФ от 15.11.2019 № 181н), так и в коммерческих организациях (ФСБУ 14/2022). Обоснована необходимость создания принципиально новой парадигмы оценки, учитывающей динамическую природу ИИ-активов. Представлена авторская концепция нейросетевой методики оценки с системой динамических коэффициентов, апробированная на кейсах российских и международных технологических компаний. Предложены конкретные изменения в нормативную базу и практические инструменты реализации.

Ключевые слова: искусственный интеллект, нематериальные активы, нейросетевые обучающиеся системы, цифровая трансформация, динамические коэффициенты, машинное обучение, технократическая концепция.

LARIN Alexander Yuryevich,
Candidate of Law, Associate Professor,
Vice President of the International Association "Anti-Counterfeit,"
Head of Intellectual Property,
Rector of the Anti-Counterfeit Academy
of Professional Competencies, Moscow, Russia

NEURAL NETWORK VALUATION METHODS FOR INTANGIBLE ASSETS IN THE CONTEXT OF DIGITAL TRANSFORMATION: ANALYSIS OF CURRENT REGULATION AND THE CONCEPT OF DYNAMIC VALUATION

Annotation. The article provides a critical analysis of the current valuation methods for intangible assets in the Russian Federation as applied to intelligent systems created using artificial intelligence technologies, digital assets and data science solutions. The author identifies significant gaps in the methodology for evaluating self-learning systems both in the public sector (Order of the Ministry of Finance of the Russian Federation dated 15.11.2019 No. 181n) and in commercial organizations (FSBU 14/2022). The necessity of creating a fundamentally new valuation paradigm that takes into account the dynamic nature of AI assets is substantiated. An author's concept of a neural network valuation methodology with a system of dynamic coefficients, tested on cases of Russian and international technology companies, is presented. Specific changes to the regulatory framework and practical implementation tools are proposed.

Key words: artificial intelligence, intangible assets, neural network valuation, self-learning systems, digital transformation, dynamic coefficients, machine learning, technocratic concept.

Трудно переоценить значение адекватной оценки нематериальных активов (далее – НМА) в условиях все более ускоряющейся цифровизации экономики. Развитие технологий искусственного интеллекта (далее – ИИ) и машинного обучения породило качественно новый класс активов — самообучающиеся интеллектуальные системы, традиционные методы оценки которых демонстрируют очевидную несостоятельность.

Актуальность настоящей публикации обусловлена несколькими факторами. Во-первых, стремительным ростом рынка ИИ-решений. По данным совместного исследования Ассоциации больших данных, компании «Б1» и TAdviser, объем российского рынка больших данных и искусственного интеллекта к концу 2025 года достигнет 520 млрд рублей. При этом сегмент генеративного ИИ демонстрирует особенно динамичный рост: с 13 млрд рублей в 2024 году до 58 млрд рублей в 2025 году.

Во-вторых, критическим отставанием методологий оценки от реальной практики создания и эксплуатации интеллектуальных систем. В-третьих, отсутствием в действующем российском регулировании специализированных подходов к оценке адаптивных и самообучающихся активов.

Названная актуальность предопределяет необходимость разработки концептуальных основ нейросетевой методики оценки нематериальных активов, создаваемых с использованием технологий искусственного интеллекта, и формулирование предложений по актуализации нормативной базы в данной сфере.

Давая краткий анализ имеющихся методик оценки, следует отметить, что действующая в бюджетной сфере методика оценки НМА основана на положениях Приказа Минфина РФ от 15.11.2019 № 181н [1], который определяет оценку нематериальных активов в организациях бюджетной сферы по первоначальной, или по справедливой стоимости при обменных операциях либо текущей оценочной стоимости при безвозмездном получении. Здесь необходимо сказать о том, что в системе Приказа 181н справедливая стоимость не только не противопоставляется первоначальной стоимости, а может являться ей в определенных случаях. Остаточная стоимость выполняет двойную функцию: как метод определения первоначальной стоимости и как способ расчета текущей балансовой стоимости. Все это создает в целом гибкую, но сложную систему оценки, где один и тот же термин может иметь разное значение в зависимости от контекста применения.

Тем не менее применительно к ИИ-активам данная методология демонстрирует системные недостатки. Во-первых, отсутствуют критерии

определения «аналогичных активов» для уникальных алгоритмов машинного обучения. Представляется обоснованным отметить, что каждая нейросетевая архитектура является по определению уникальной, что делает невозможным применение метода рыночных цен в традиционном понимании.

Во-вторых, не предусмотрена оценка синергетических эффектов комплексных data science решений. В отличие от традиционного программного обеспечения, стоимость ИИ-системы не является простой суммой стоимости алгоритма, данных и вычислительных ресурсов.

В-третьих, пункт 19 Стандарта требует документального обоснования будущих экономических выгод для активов, создаваемых собственными силами. Тем не менее применительно к ИИ-системам это представляется крайне затруднительным в силу принципиальной непредсказуемости результатов машинного обучения и отсутствия гарантий достижения заданных показателей точности.

Анализируя методику для коммерческих организаций по ФСБУ 14/2022, следует отметить, что Федеральный стандарт бухгалтерского учета ФСБУ 14/2022 «Нематериальные активы» [2] демонстрирует большую гибкость в вопросах определения срока полезного использования, учитывая факторы морального устаревания и изменения рыночного спроса. Концепция переоценки до справедливой стоимости с применением IFRS 13 создает потенциал для более адекватной оценки стандартизированных ИИ-решений.

Однако и данный стандарт не лишен существенных недостатков применительно к интеллектуальным активам. Критическим пробелом является отсутствие учета адаптивности — ключевой характеристики ИИ-систем, которые изменяются в процессе эксплуатации. Стоимость таких активов может как возрастать (вследствие обучения на новых данных), так и снижаться (при деградации модели или появлении состязательных атак).

Нельзя здесь обойти вниманием и проблему «черного ящика» — сложность определения справедливой стоимости для непрозрачных алгоритмов, логика которых недоступна для понимания даже их создателями. В стандарте отсутствует методика оценки объяснимости как фактора стоимости, что особенно критично для регулируемых отраслей.

Сказанное позволяет рассмотреть концепцию нейросетевой методики оценки нематериальных активов, базовая логика которой основана на динамической оценке, и показывает, что традиционные методы оценки нематериальных активов основаны на алгоритме статической логики: актив создан — используется — устаревает.

Очевидно, что ИИ-активы требуют принципиально иной, динамической логики: актив создан – обучается – эволюционирует.

Представляется обоснованным предложить концепцию «обучающейся стоимости», согласно которой ценность ИИ-актива возрастает пропорционально накопленному «опыту»: объему и качеству обработанных данных. Данный подход кардинально отличается от традиционной амортизации, предполагающей исключительно убывание стоимости во времени.

Математическая модель динамической стоимости основана на базовой формуле стоимости ИИ-актива, которая в предлагаемой методике имеет вид:

$$V(t) = V_0 \times L(t) \times A(t) \times E(t) \times R(t),$$

где V_0 — первоначальная стоимость; $L(t)$ — коэффициент обучаемости; $A(t)$ — коэффициент адаптивности; $E(t)$ — коэффициент объяснимости; $R(t)$ — рыночный коэффициент.

Коэффициент обучаемости $L(t)$ отражает способность системы повышать свою эффективность за счет обработки новых данных:

$$L(t) = 1 + \alpha \times \ln(1 + D(t)/D_0) \times Q(t),$$

где α — параметр эластичности обучения; $D(t)$ — объем данных к моменту t ; D_0 — исходный объем обучающих данных; $Q(t)$ — индекс качества новых данных.

Коэффициент адаптивности $A(t)$ учитывает гибкость архитектуры системы:

$$A(t) = 1 + \beta \times (1 - e^{(-\gamma t)}) \times F(t),$$

где β — максимальный потенциал адаптации; γ — скорость адаптации; $F(t)$ — индекс архитектурной гибкости, экспертно оцениваемый в диапазоне $[0;1]$ по критериям модульности архитектуры, интероперабельности с внешними системами и масштабируемости решения. Данный подход обеспечивает методологическое единообра-

зие с коэффициентами $X(t)$ и $C(t)$, входящими в состав $E(t)$.

Коэффициент объяснимости $E(t)$ особенно значим для регулируемых отраслей:

$$E(t) = 1 + \delta \times X(t) \times C(t),$$

где δ — отраслевая премия за объяснимость; $X(t)$ — индекс прозрачности алгоритма; $C(t)$ — индекс соответствия комплаенс-требованиям.

Рыночный коэффициент $R(t)$ отражает комплексное влияние внешней среды на стоимость ИИ-актива:

$$R(t) = (D(t) \times C(t))^{(1/2)} \times S(t),$$

где $D(t)$ — индекс рыночного спроса; $C(t)$ — индекс конкурентной среды; $S(t)$ — коэффициент отраслевой специфики. Рыночный спрос $D(t)$ и конкурентная среда $C(t)$ связаны мультипликативно с извлечением корня, что математически корректно отражает их взаимозависимость: высокий спрос при высокой конкуренции дает принципиально иной результат, нежели высокий спрос при низкой конкуренции. Коэффициент отраслевой специфики $S(t)$ выступает модификатором всей конструкции, учитывая регуляторные и технологические особенности конкретной отрасли. Все три компонента принимают значения около 1, где значения выше 1 отражают положительное влияние на стоимость актива, ниже 1 — отрицательное.

Значения параметров α , β , γ , δ не являются универсальными константами и должны определяться для каждой отрасли на основе: (1) анализа регуляторных требований к объяснимости; (2) эмпирических данных о скорости морального устаревания аналогичных систем; (3) экспертных оценок доступности и качества данных. В качестве ориентировочных диапазонов для ключевых отраслей могут быть предложены следующие значения:

Параметр	Финтех	Медицина	Промышленность
α (эластичность обучения)	0,8–1,2	0,3–0,6	0,5–0,8
β (потенциал адаптации)	0,6–0,8	0,3–0,5	0,4–0,6
γ (скорость адаптации)	0,6–0,9	0,2–0,4	0,3–0,6
δ (премия за объяснимость)	0,3–0,5	0,4–0,6	0,1–0,2

Указанные диапазоны носят рамочный характер и могут быть уточнены по мере накопления статистики оценки ИИ-активов. Методологически данный подход аналогичен устоявшейся практике экспертного определения illiquidity discount и control premium в традиционной оценке активов – параметров, также не имеющих универсальных значений, но обладающих признанными отраслевыми диапазонами [11].

Анализируемая модель может быть апробирована на практических кейсах. Рассмотрим систему кредитного скоринга ПАО «Сбербанк», построенную на технологии градиентного бустинга и обрабатывающую свыше 200 параметров заемщика.

При первоначальной стоимости 450 млн рублей (2019 г.) и применении расчетных коэффициентов: $L(2026) = 1,65$; $A(2026) = 1,70$; $E(2026) =$

1,285; $R(2026) = 1,0$ (нейтральные рыночные условия базового периода) получена итоговая стоимость 1 622 млн рублей, что соответствует среднегодовому росту 19,3%. Коэффициент $R(t)$ принят равным 1,0, что отражает нейтральные рыночные условия базового периода оценки и служит отправной точкой для последующей динамической корректировки. Данная оценка корреспондирует с рыночными данными: стоимость аналогичного решения FICO Falcon оценивается в \$800M, что при пересчете на российский рынок дает сопоставимые значения. Кейс поискового алгоритма МатриксНет ООО «Яндекс» наглядно демонстрирует принципиальное ограничение традиционных методов оценки. Метод замещения (стоимость лицензирования аналогичного решения) дает оценку технического актива в 16 млрд рублей. Метод доли в капитализации (исходя из рыночной капитализации \$18 млрд и 47% доли поисковой выручки) дает 238 млрд рублей.

Разрыв в 222 млрд рублей – это не погрешность метода. Это стоимость нематериальной надстройки: накопленного опыта обучения, сетевых эффектов, пользовательской базы и экосистемных связей, то есть именно тех характеристик, которые традиционные методы не способны зафиксировать. Предлагаемая динамическая методика через коэффициенты $L(t)$, $A(t)$ и $R(t)$ позволяет приблизить оценку технического актива к его реальной экосистемной стоимости, делая разрыв между двумя подходами управляемым и методологически обоснованным.

Приведенные данные позволяют говорить о **возможности и необходимости совершенствования нормативной основы**. Так, будет обоснованным предложить дополнить ФСБУ 14/2022 новым разделом «Особенности учета самообучающихся нематериальных активов» со следующими примерными положениями:

1. Легальное определение самообучающихся НМА как «алгоритмов машинного обучения, нейронных сетей, систем искусственного интеллекта и иных программных решений, способных изменять свои характеристики в процессе эксплуатации без прямого вмешательства разработчика».
2. Требование переоценки стоимости самообучающихся НМА не реже одного раза в квартал с использованием динамических методов оценки.
3. Критерии определения «активного рынка ИИ-решений» с учетом специфики интеллектуальных технологий.

Несомненно, логичными будут и изменения в Приказ Минфина № 181н. Здесь для организаций бюджетной сферы целесообразно предусмотреть:

1. Специальный порядок определения текущей оценочной стоимости ИИ-активов с привлечением специализированных оценочных организаций.
2. Методику выделения стоимости данных как отдельного компонента комплексных ИИ-решений.
3. Особенности амортизации самообучающихся систем, включая возможность «отрицательной амортизации» при росте функциональности.

Практическая реализация предлагаемой методики предполагает создание **специализированного «программного комплекса динамической оценки»** с архитектурой, включающей:

- модуль сбора данных с интеграцией в MLOps платформы;
- аналитический модуль на базе нейросетей типа LSTM с механизмом внимания;
- модуль отчетности с экспортом в корпоративные системы учета.

Очевидно, что потребуется и система мониторинга в режиме реального времени – система непрерывного мониторинга изменений стоимостных характеристик ИИ-активов через интеграцию с промышленными системами мониторинга (Prometheus, Grafana) и сбор бизнес-метрик из корпоративных систем. Несомненный интерес представляет международный опыт. Американский подход к оценке технологических активов в стандартах через концепцию FRAND (Fair, Reasonable and Non-Discriminatory terms) демонстрирует попытку правовой системы установить баланс между стимулированием инноваций и предотвращением технологической монополизации [3]. Тем не менее сам факт необходимости FRAND-обязательств указывает на правовую коллизию включения изобретений в обязательные стандарты.

Европейское регулирование в области защиты персональных данных (GDPR) de facto создало премию за объяснимость алгоритмов, что находит отражение в рыночных оценках ИИ-решений [4]. Коэффициент объяснимости в банковской сфере ЕС достигает $\delta = 0,4–0,5$, существенно превышая соответствующие показатели для непрозрачных решений.

Система социального кредита КНР представляет собой пример предельной редукции правоприменения до алгоритма, что создает уникальные вызовы для оценки подобных систем [5]. Стоимость таких активов критически зависит от политических и регуляторных рисков. Как и у других методик, у предлагаемого подхода существуют ограничения и риски. Динамический характер методики может привести к повышенной вола-

тельности балансовых оценок ИИ-активов, что потребует разработки «механизмов сглаживания» для обеспечения стабильности отчетности.

Субъективность экспертных оценок – достаточно традиционная проблема, при которой многие компоненты предлагаемых коэффициентов (архитектурная гибкость, качество данных) требуют экспертного суждения, что вносит элемент субъективности в процесс оценки. Вместе с тем данный подход аналогичен устоявшейся практике определения illiquidity discount и control premium в традиционной оценке [11].

Отсутствие единых отраслевых стандартов для параметров α , β , γ , δ затрудняет сопоставимость оценок между различными организациями и может создать возможности для манипуляций. Рамочные диапазоны, предложенные в настоящей статье, являются первым шагом к решению данной проблемы. Каждая отрасль характеризуется специфическими требованиями к ИИ-системам. Финтех требует повышенного внимания к регуляторным аспектам, медицина – к клинической валидации, промышленность – к работе в реальном времени. Представляется необходимой разработка отраслевых модификаций предложенной базовой методики.

Современные тенденции корпоративной социальной ответственности требуют учета ESG-факторов при оценке активов. ИИ-системы, обеспечивающие энергоэффективность, этическую корректность решений или социальную пользу, должны получать соответствующие премии к стоимости.

Логичным продолжением нормотворческой работы видится стандартизация профессии оценщика ИИ-активов. Необходима разработка профессионального стандарта «Оценщик цифровых и интеллектуальных активов» с соответствующими требованиями к образованию и сертификации [12]. В перспективе представляется целесообразным развитие децентрализованного реестра ИИ-активов на базе технологии блокчейн для обеспечения прозрачности истории создания и передачи прав на активы, неизменяемого аудиторского следа изменений стоимости и автоматического исполнения лицензионных соглашений через смарт-контракты. Данное направление требует отдельного исследования и может стать предметом последующих публикаций. Таким образом, проведенный анализ свидетельствует о явной пробельности действующих методик оценки нематериальных активов применительно к системам искусственного интеллекта. Традиционные подходы, основанные на статической логике, не способны адекватно отразить динамическую природу самообучающихся систем.

Предложенная концепция нейросетевой методики оценки с системой динамических коэффициентов $L(t)$, $A(t)$, $E(t)$, $R(t)$ позволяет учитывать специфические характеристики ИИ-активов: обучаемость, адаптивность, объяснимость и рыночную релевантность. Апробация на кейсах российских технологических компаний подтверждает практическую применимость предлагаемого подхода. Вместе с тем, внедрение новой методики требует комплексных изменений нормативной базы, создания специализированных институтов оценки и формирования соответствующих профессиональных компетенций. Только системный подход позволит обеспечить адекватную капитализацию российских достижений в сфере искусственного интеллекта и повысить инвестиционную привлекательность отечественных технологических решений.

Список литературы:

- [1] Приказ Минфина России от 15.11.2019 № 181н «Об утверждении федерального стандарта бухгалтерского учета для организаций государственного сектора «Нематериальные активы»» // Официальный интернет-портал правовой информации. URL <http://pravo.gov.ru> (дата обращения: 10.03.2026).
- [2] Приказ Минфина России от 30.05.2022 № 86н «Об утверждении федерального стандарта бухгалтерского учета ФСБУ 14/2022 «Нематериальные активы»» // Официальный интернет-портал правовой информации. URL: <http://pravo.gov.ru> (дата обращения: 10.03.2026).
- [3] Lemley M.A., Shapiro C. Patent Holdup and Royalty Stacking // *Texas Law Review*. 2007. Vol. 85. P. 1991–2049.
- [4] Regulation (EU) 2016/679 of the European Parliament and of the Council on the protection of natural persons with regard to the processing of personal data // *Official Journal of the European Union*. 2016. L 119/1.
- [5] Creemers R. China's Social Credit System: An Evolving Practice of Control // *SSRN Electronic Journal*. 2018.
- [6] Brynjolfsson E., Rock D., Syverson C. Artificial Intelligence and the Modern Productivity Paradox: A Clash of Expectations and Statistics // *NBER Working Paper*. 2017. No. 24001.
- [7] Cockburn I.M., Henderson R., Stern S. The Impact of Artificial Intelligence on Innovation // *NBER Working Paper*. 2018. No. 24449.
- [8] Agrawal A., Gans J., Goldfarb A. *The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda*. Chicago: University of Chicago Press, 2019. 504 p.
- [9] Bughin J., Seong J., Manyika J. Notes from the AI frontier: Modeling the impact of AI on the world

economy // McKinsey Global Institute Discussion Paper. 2018. 64 p.

[10] Seamans R., Manav R. AI, Labor, Productivity and the Need for Firm-Level Data // NBER Working Paper. 2018. No. 24239.

[11] Козырев А.Н. Оценка интеллектуальной собственности и нематериальных активов. М.: Интерреклама, 2003. 352 с.

[12] Указ Президента РФ от 10.10.2019 № 490 «О развитии искусственного интеллекта в Российской Федерации» // Собрание законодательства РФ. 2019. № 41. Ст. 5700.

References:

[1] Order of the Ministry of Finance of Russia dated November 15, 2019 No. 181n "On Approval of the Federal Accounting Standard for Public Sector Organizations "Intangible Assets"" // Official Internet Portal of Legal Information. URL: <http://pravo.gov.ru> (date of access: March 10, 2026).

[2] Order of the Ministry of Finance of Russia dated May 30, 2022 No. 86n "On Approval of the Federal Accounting Standard FSBU 14/2022 "Intangible Assets"" // Official Internet Portal of Legal Information. URL: <http://pravo.gov.ru> (date of access: March 10, 2026).

[3] Lemley M.A., Shapiro C. Patent Holdup and Royalty Stacking // Texas Law Review. 2007. Vol. 85. P. 1991–2049.

[4] Regulation (EU) 2016/679 of the European Parliament and of the Council on the protection of

natural persons with regard to the processing of personal data // Official Journal of the European Union. 2016. L 119/1.

[5] Creemers R. China's Social Credit System: An Evolving Practice of Control // SSRN Electronic Journal. 2018.

[6] Brynjolfsson E., Rock D., Syverson C. Artificial Intelligence and the Modern Productivity Paradox: A Clash of Expectations and Statistics // NBER Working Paper. 2017. No. 24001.

[7] Cockburn I.M., Henderson R., Stern S. The Impact of Artificial Intelligence on Innovation // NBER Working Paper. 2018. No. 24449.

[8] Agrawal A., Gans J., Goldfarb A. The Economics of Artificial Intelligence: An Agenda. Chicago: University of Chicago Press, 2019. 504 p.

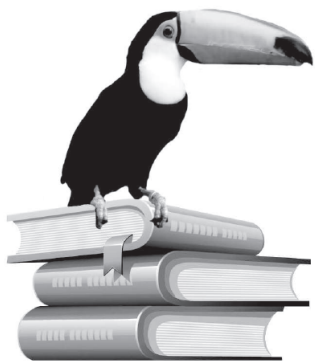
[9] Bughin J., Seong J., Manyika J. Notes from the AI Frontier: Modeling the Impact of AI on the World Economy // McKinsey Global Institute Discussion Paper. 2018. 64 p.

[10] Seamans R., Manav R. AI, Labor, Productivity, and the Need for Firm-Level Data // NBER Working Paper. 2018. No. 24239.

[11] Kozyrev A.N. Assessment of Intellectual Property and Intangible Assets. Moscow: Interreklama, 2003. 352 p.

[12] Decree of the President of the Russian Federation of 10.10.2019 No. 490 "On the Development of Artificial Intelligence in the Russian Federation" // Collected Legislation of the Russian Federation. 2019. No. 41. Art. 5700.





Юридическое издательство
«ЮРКОМПАНИ»

Издание учебников,
учебных и методических
пособий, монографий,
научных статей.

Профессионально.

В максимально
короткие сроки.

Размещаем
в РИНЦ, E-Library.

ЮРКОМПАНИ

www.law-books.ru