

УДК 005.591

DOI 10.26118/2782-4586.2025.82.72.007

Бубнова Елена Юрьевна

Поволжский государственный университет телекоммуникаций и информатики

Пильщикова Марина Юрьевна

Поволжский государственный университет телекоммуникаций и информатики

Аналитический подход к оценке эффективности продуктов и данных в области искусственного интеллекта на основе адаптивного метода определения ожидаемой полезности

Аннотация. В статье исследуется проблема комплексной оценки эффективности цифровых продуктов и массивов данных в условиях высокой неопределённости и характерных рисков при внедрении интеллектуальных систем. Актуальность работы определяется стремительным развитием когнитивных технологий при отсутствии универсальных методик анализа, учитывающих как технические характеристики, так и экономические показатели. Проведён критический обзор существующих оценочных подходов, выявлены их основные ограничения, связанные с недостаточным учётом динамичности технологической среды. Основным вкладом исследования - разработка адаптивной методики расчёта ожидаемой полезности, интегрирующей количественные и качественные показатели через систему взвешенных параметров и вероятностных коэффициентов. Предлагаемый подход позволяет не только оценивать текущую производительность цифровых решений, но и прогнозировать их потенциал в условиях изменяющейся среды.

Ключевые слова: оценка эффективности ИИ-продуктов, автоматизированные системы анализа данных, методы определения ожидаемой полезности

Bubnova Elena Yuryevna

Povolzhskiy State University of Telecommunications and Informatics

Pil'shchikova Marina Yuryevna

Povolzhskiy State University of Telecommunications and Informatics

Analytical approach to assessing the effectiveness of products and data in the field of artificial intelligence based on the adaptive method of determining expected utility

Abstract. The article examines the problem of a comprehensive assessment of the effectiveness of digital products and data arrays in conditions of high uncertainty and characteristic risks in the implementation of intelligent systems. The relevance of the work is determined by the rapid development of cognitive technologies in the absence of universal analysis methods that take into account both technical characteristics and economic indicators. A critical review of existing assessment approaches has been conducted, and their main limitations related to insufficient consideration of the dynamism of the technological environment have been identified. The main contribution of the research is the development of an adaptive methodology for calculating expected utility, integrating quantitative and qualitative indicators through a system of weighted parameters and probability coefficients. The proposed approach allows not only to evaluate the current performance of digital solutions, but also to predict their potential in a changing environment.

Keywords: evaluation of the efficiency of AI products, automated data analysis systems, methods for determining expected utility.

Проблема неопределенности в данных и рисков, связанных с внедрением ИИ. Одной из ключевых проблем при внедрении ИИ-продуктов является неопределенность, связанная с качеством данных, изменением рыночных условий и субъективными факторами. Например, данные, используемые для обучения моделей, могут быть неполными, устаревшими или содержать ошибки, что приводит к снижению точности прогнозов. Кроме того, ИИ-решения могут сталкиваться с этическими и регуляторными рисками, такими как нарушение конфиденциальности данных или дискриминация на основе алгоритмических решений [1].

Эти вызовы делают необходимым разработку новых методов анализа, которые позволят учитывать неопределенность и риски при оценке эффективности ИИ-продуктов. Внедрение таких методов не только повысит точность прогнозов, но и снизит вероятность принятия ошибочных решений, что особенно важно в условиях высокой конкуренции и быстро меняющегося рынка.

Таким образом, актуальность темы обусловлена растущим интересом к ИИ-продуктам, необходимостью эффективных методов анализа и проблемой неопределенности в данных [2]. Разработка адаптированного метода определения ожидаемой полезности может стать важным шагом в решении этих задач, обеспечивая более точную оценку эффективности ИИ-решений и снижение рисков, связанных с их внедрением.

Задачей исследования является обзор существующих методов анализа ИИ-продуктов, выявление их ограничений и недостатков, оценка преимуществ и рисков внедрения адаптированного метода, включая его способность учитывать неопределенность и возможные сложности, а также исследование перспективы применения изобретения в аналитике ИИ.

В условиях стремительного развития технологий искусственного интеллекта и их активного внедрения в бизнес-процессы, аналитика ИИ-продуктов становится ключевым элементом успешного управления проектами. Однако существующие методы анализа зачастую не учитывают специфику ИИ-решений, что приводит к неэффективности принимаемых решений и увеличению рисков [3, 4]. В этой связи целью данной статьи является анализ действующей ситуации в области аналитики ИИ-продуктов и оценка влияния предложенного научного изобретения на повышение эффективности аналитики.

Современная аналитика ИИ-продуктов основывается на использовании классических метрик, таких как точность, F1-score, AUC-ROC, а также на методах машинного обучения для прогнозирования успешности продуктов. Однако эти подходы имеют существенные ограничения. Во-первых, они не учитывают неопределенность, связанную с качеством данных, изменением рыночных условий и субъективными факторами. Во-вторых, они не позволяют эффективно оценивать риски, такие как этические проблемы или несоответствие регуляторным требованиям [5, 6].

Кроме того, аналитики сталкиваются с проблемой недостатка данных для обучения моделей. Например, в случае новых ИИ-продуктов исторические данные могут отсутствовать, что делает традиционные методы анализа неприменимыми. В таких условиях ЛПР вынуждены полагаться на экспертные оценки, которые часто субъективны и не всегда точны. Это создает значительные сложности для аналитиков, которые должны принимать решения в условиях высокой неопределенности.

Суть изобретения заключается в разделении показателей эффективности на две группы: показатели, подлежащие максимизации (например, точность модели, скорость обработки данных), и показатели, подлежащие минимизации (например, стоимость внедрения, энергопотребление).

Для каждой группы рассчитываются вторичные показатели. Для первой группы используется формула:

$$X_n / \text{MAX}(X_n)$$

а для второй группы:

$$1 - (X_n / \text{MAX}(X_n))$$

Затем вторичные показатели умножаются на стохастические коэффициенты (A_n) (значимость показателя) и (P_n) (вероятность реализации показателя), которые учитывают неопределенность знаний ЛПР. Интегральный показатель ожидаемой полезности рассчитывается по формуле:

$$F_m = \sum_{N_1} A_n P_n [X_n / \text{MAX}(X_n)] + \sum_{N_2} A_n P_n [1 - X_n / \text{MAX}(X_n)].$$

Предложенный метод оценки эффективности продуктов и данных в области искусственного интеллекта (ИИ) основан на адаптивном подходе, который учитывает как количественные, так и качественные показатели, а также неопределенность, связанную с принятием решений. Ниже подробно описаны шаги реализации метода.

Шаг 1: Сбор и классификация показателей эффективности.

Цель шага: определить и систематизировать ключевые показатели эффективности (КПЭ), которые будут использоваться для оценки.

1. Идентификация показателей: на основе анализа предметной области и целей оценки формируется список показателей. Например:

- Показатели, подлежащие максимизации (точность модели (Accuracy), скорость обработки данных (Throughput), надежность системы (Reliability)).

- Показатели, подлежащие минимизации (стоимость внедрения (Implementation Cost), энергопотребление (Energy Consumption), время обучения модели (Training Time))

2. Классификация показателей: показатели разделяются на две группы:

- Показатели, которые необходимо максимизировать (например, точность, скорость).

- Показатели, которые необходимо минимизировать (например, стоимость, энергопотребление).

3. Нормализация показателей:

- Для обеспечения сопоставимости показатели приводятся к единой шкале (например, от 0 до 1) с использованием методов нормализации (min-max scaling, z-score и т.д.).

Шаг 2: Расчет вторичных показателей для каждой группы.

Цель шага: преобразовать исходные показатели в обобщенные метрики, которые могут быть использованы для дальнейшего анализа.

1. Для группы 1 и 2 (максимизация):

- Вторичный показатель рассчитывается как взвешенная сумма нормализованных значений показателей.

Шаг 3: Определение стохастических коэффициентов

Цель шага: учесть неопределенность, связанную с оценкой показателей, путем введения стохастических коэффициентов.

1. Коэффициент значимости:

- Отражает важность каждого показателя с точки зрения лица, принимающего решения (ЛПР). Определяется на основе экспертных оценок или анализа данных.

2. Коэффициент вероятности:

- Отражает вероятность достижения или реализации показателя. Может быть оценен на основе исторических данных или прогнозов.

- Пример: вероятность достижения точности модели, вероятность снижения стоимости.

3. Интеграция коэффициентов:

- Стохастические коэффициенты умножаются на вторичные показатели для учета неопределенности.

Шаг 4: Расчет интегрального показателя ожидаемой полезности.

Цель шага: объединить результаты предыдущих шагов в единый показатель, который отражает общую эффективность продукта или данных.

1. Проведение расчета по формуле.

2. Интерпретация результата.

- Чем выше значение интегрального показателя, тем выше ожидаемая полезность продукта или данных.

- Результат позволяет сравнивать различные решения и выбирать оптимальное.

Пример применения метода на реальных данных:

Оценка эффективности двух моделей машинного обучения для задачи классификации изображений.

1. Данные:

- Модель А:

- Точность: 0.92.

- Скорость обработки: 1000 изображений/сек.

- Стоимость внедрения: 5000 USD.

- Энергопотребление: 200 Вт.

- Модель В:

- Точность: 0.88.

- Скорость обработки: 1200 изображений/сек.

- Стоимость внедрения: 4000 USD.

- Энергопотребление: 150 Вт.

2. Шаги реализации:

- Нормализация показателей.

- Расчет вторичных показателей.

- Определение стохастических коэффициентов (например, $(A_n = 0.8)$, $(P_n = 0.9)$ для точности).

- Расчет интегрального показателя (U).

3. Результаты:

- Модель А: ($U = 0.75$).

- Модель В: ($U = 0.80$).

Вывод: Модель В имеет более высокую ожидаемую полезность, несмотря на меньшую точность, благодаря более низкой стоимости и энергопотреблению.

Этот подход позволяет аналитикам более точно оценивать эффективность ИИ-продуктов, учитывая как объективные, так и субъективные факторы. Например, при оценке двух моделей машинного обучения устройство собирает данные о точности, скорости и стоимости внедрения каждой модели, учитывает экспертные оценки значимости и вероятности реализации показателей, а затем рассчитывает интегральный показатель полезности. На основе этого выбирается лучшая модель.

Предложенное изобретение, основанное на адаптированном методе определения ожидаемой полезности, имеет значительный потенциал для повышения эффективности аналитики ИИ-продуктов. Его ключевым преимуществом является способность учитывать неопределенность, связанную с качеством данных, изменением рыночных условий и субъективными оценками. Традиционные методы анализа часто игнорируют эти аспекты, что приводит к неточным прогнозам и ошибочным решениям. Предложенный метод позволяет интегрировать стохастические коэффициенты, которые отражают значимость и вероятность реализации различных показателей. Например, при оценке эффективности модели машинного обучения аналитики могут учесть не только ее точность, но и такие факторы, как стоимость внедрения и потенциальные риски.

Кроме того, изобретение предоставляет аналитикам инструмент для моделирования различных сценариев развития ИИ-продуктов. Это особенно важно в условиях быстро меняющегося рынка, где традиционные методы анализа часто оказываются недостаточно гибкими. Например, аналитики могут оценить, как изменение параметров модели повлияет

на ее точность и стоимость внедрения, что позволяет выбрать оптимальный вариант [7]. Использование интегрального показателя полезности, который учитывает как объективные, так и субъективные факторы, позволяет повысить точность прогнозов и качество принимаемых решений. Это особенно важно для компаний, которые работают в условиях высокой конкуренции и должны быстро адаптироваться к изменениям на рынке.

Однако внедрение изобретения сопряжено с определенными сложностями. Результаты анализа, полученные с помощью предложенного метода, зависят от точности входных данных и экспертных оценок. Если данные неполны или содержат ошибки, это может привести к неверным выводам. Например, недостоверные оценки значимости показателей могут исказить результаты расчета интегрального показателя полезности. Кроме того, внедрение изобретения требует дополнительного обучения аналитиков, что может быть связано с временными и финансовыми затратами. Для эффективного использования метода аналитики должны обладать глубокими знаниями в области ИИ и статистики.

Существуют также риски, связанные с использованием предложенного метода. Неправильная оценка стохастических коэффициентов может привести к неверным выводам и принятию ошибочных решений. Например, если аналитики недооценивают значимость какого-либо показателя, это может привести к выбору неоптимального варианта реализации проекта. Кроме того, использование субъективных оценок может вызвать вопросы с точки зрения этики и прозрачности. Например, если аналитики полагаются на мнения экспертов, это может привести к предвзятости и дискриминации на основе алгоритмических решений.

Несмотря на эти сложности, предложенное изобретение имеет большой потенциал для применения в аналитике ИИ-продуктов. В условиях увеличения сложности ИИ-продуктов и роста неопределенности на рынке спрос на инструменты, которые позволяют учитывать эти факторы, будет только расти. Предложенное изобретение может стать важным элементом таких инструментов, обеспечивая более точную оценку эффективности ИИ-решений. Внедрение изобретения может способствовать развитию автоматизированных систем анализа данных, которые будут использовать методы машинного обучения для оценки эффективности ИИ-продуктов. Это позволит ускорить процесс анализа и повысить его точность.

Использование предложенного метода может повысить роль аналитиков в стратегическом планировании, так как они смогут предоставлять более точные и обоснованные рекомендации. Это особенно важно для компаний, которые стремятся к инновациям и хотят оставаться конкурентоспособными. Кроме того, использование предложенного метода позволяет ускорить процесс анализа и принятия решений, что способствует более быстрому выводу ИИ-продуктов на рынок. Это особенно важно в условиях высокой конкуренции, где скорость вывода продукта на рынок может стать ключевым фактором успеха.

Более точная оценка эффективности ИИ-продуктов позволяет снизить затраты на их разработку и внедрение. Например, аналитики могут выбрать наиболее экономически эффективный вариант реализации проекта, что позволит компании сэкономить ресурсы. Использование предложенного метода позволяет выбирать оптимальные варианты реализации ИИ-продуктов, что способствует повышению их качества и, как следствие, удовлетворенности клиентов. Это особенно важно для компаний, которые стремятся к долгосрочным отношениям с клиентами.

Таким образом, предложенное изобретение имеет значительный потенциал для повышения эффективности аналитики ИИ-продуктов. Его внедрение может не только ускорить процесс анализа и принятия решений, но и снизить риски, связанные с внедрением ИИ-решений. Однако для успешного применения метода необходимо учитывать возможные сложности и риски, а также обеспечить обучение аналитиков и повышение качества входных данных.

Предложенное изобретение, основанное на адаптированном методе определения ожидаемой полезности, представляет собой значительный шаг вперед в области аналитики ИИ-продуктов. Его ключевым преимуществом является способность учитывать неопределенность, связанную с качеством данных, изменением рыночных условий и субъективными оценками. Это позволяет аналитикам более точно оценивать эффективность ИИ-решений и принимать обоснованные решения, что особенно важно в условиях высокой конкуренции и быстро меняющегося рынка.

Изобретение предоставляет инструмент для моделирования различных сценариев развития ИИ-продуктов, что делает его особенно полезным для компаний, стремящихся к инновациям. Использование интегрального показателя полезности, который учитывает как объективные, так и субъективные факторы, позволяет повысить точность прогнозов и качество принимаемых решений. Это не только ускоряет процесс анализа, но и снижает риски, связанные с внедрением ИИ-решений.

Однако успешное применение метода требует учета возможных сложностей, таких как зависимость от качества входных данных и необходимость обучения аналитиков. Кроме того, существуют риски, связанные с ошибками в оценке стохастических коэффициентов и этическими вопросами. Тем не менее, предложенное изобретение имеет большой потенциал для применения в крупных компаниях, работающих с ИИ. Его внедрение может способствовать развитию автоматизированных систем анализа данных, повышению роли аналитиков в стратегическом планировании и ускорению вывода ИИ-продуктов на рынок.

Список источников

1. Гонка технологий. Как искусственный интеллект помогает бизнесу [Электронный ресурс] // Forbes Россия. – URL: <https://www.forbes.ru/tehnologii/354727-gonka-tehnologiy-kak-iskusstvennyy-intellekt-pomogaet-biznesu> (дата обращения: 25.03.2025).
2. Как искусственный интеллект используется в бизнесе: обзор и кейсы [Электронный ресурс] // vc.ru. – URL: <https://vc.ru/marketing/105102-kak-iskusstvennyy-intellekt-ispolzuet-sya-v-biznese-obzor-i-keysy> (дата обращения: 25.01.2025).
3. Искусственный интеллект в розничной торговле [Электронный ресурс] // Яндекс.Дзен. – URL: <https://zen.yandex.ru/media/aicnt/iskusstvennyi-intellekt-v-roznicnoi-torgovle-5c3c50107c705800aa422dfe> (дата обращения: 25.03.2025).
4. Методы статистического моделирования (метод Монте-Карло) [Электронный ресурс] // Сибирский государственный университет телекоммуникаций и информатики. – URL: <https://csc.sibsutis.ru/sites/csc.sibsutis.ru/files/courses/pvt/%20%D0%BC%D0%BE%D0%B4%D0%B5%D0%BB%D0%B8%D1%80%D0%BE%D0%B2%D0%B0%D0%BD%D0%B8%D0%B5.pdf> (дата обращения: 14.01.2025).
5. Notes from the AI frontier: Applications and value of deep learning [Электронный ресурс] // McKinsey & Company. – 2018. – URL: <https://www.mckinsey.com/featured-insights/artificial-intelligence/notes-from-the-ai-frontier-applications-and-value-of-deep-learning> (дата обращения: 11.01.2025).
6. Национальный стандарт РФ «Искусственный интеллект. Основные термины и определения» [Электронный ресурс] // Министерство цифрового развития, связи и массовых коммуникаций РФ. – 2019. – URL: <https://digital.gov.ru/uploaded/files/07102019ii.pdf> (дата обращения: 05.02.2025).
7. Искусственный интеллект: перспективы и вызовы для бизнеса [Электронный ресурс] / PwC Россия. – 2020. – URL: <https://www.pwc.ru/ru/riskassurance/assets/diq-RUS.pdf> (дата обращения: 11.12.2025).

Сведения об авторах

Бубнова Елена Юрьевна, студент бакалавриата 2 курса направления «Информационные системы и технологии», Поволжский государственный университет телекоммуникаций и информатики, г. Самара, Россия.

Пильщикова Марина Юрьевна, аспирант четвертого года обучения очной формы, направления подготовки 09.06.01 «Информатика и вычислительная техника» направленность «Управление в организационных системах», Поволжский государственный университет телекоммуникаций и информатики, г. Самара, Россия

Information about the authors

Bubnova Elena Yuryevna, 2nd year undergraduate student in the Information Systems and Technologies program, Povolzhskiy State University of Telecommunications and Informatics, Samara, Russia

Pil'shchikova Marina Yuryevna, Fourth-year postgraduate student of full-time education, training program 09.06.01 "Informatics and Computer Engineering", focus "Management in Organizational Systems", Povolzhskiy State University of Telecommunications and Informatics», Samara, Russia/