

МАТЕМАТИЧЕСКИЕ МОДЕЛИ И АЛГОРИТМЫ АДАПТИВНОГО ТЕСТИРОВАНИЯ НА БАЗЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

MATHEMATICAL MODELS AND ALGORITHMS OF ADAPTIVE TESTING BASED ON NEURAL NETWORKS

D. Golovin

Summary. The article discusses various approaches to the development of an intelligent system using mathematical models and algorithms for artificial intelligence (AI)-based adaptive testing. The focus is on the integration of mathematical methods and AI technologies to improve the accuracy and efficiency of testing — this includes the use of deep learning techniques to analyze test data and adapt tests in real time depending on the results and user behavior. Key adaptive testing algorithms, both classical and using neural networks and machine learning models, their application in different domains and their impact on results are analyzed. The research aims to optimize the testing process through dynamic adaptation and improved user experience to achieve more accurate and reliable results to achieve more accurate and reliable results. The result of this study is an optimal block architecture of the intelligent system with a detailed description of all the existing blocks of the system as well as the processes of their interaction with each other. In addition, certain recommendations for further optimization of mathematical models and algorithms of adaptive testing based on artificial intelligence technologies are given.

Keywords: adaptive testing, artificial intelligence, mathematical models, intelligent system, machine learning, neural networks, information system, algorithms.

Головин Дмитрий Александрович

Аспирант, ФГБОУ ВО «Елецкий государственный университет им. И.А. Бунина»
sanlm@mail.ru

Аннотация. В статье рассматриваются различные подходы к разработке интеллектуальной системы, использующей математические модели и алгоритмы адаптивного тестирования на основе искусственного интеллекта (ИИ). Основное внимание уделяется интеграции математических методов и ИИ-технологий для повышения точности и эффективности тестирования — это включает в себя использование методов глубокого обучения для анализа данных тестирования и адаптации тестов в реальном времени в зависимости от результатов и поведения пользователя. Анализируются ключевые алгоритмы адаптивного тестирования как классические, так и с использованием нейронных сетей и моделей машинного обучения, их применение в различных областях и влияние на результаты. Исследование направлено на оптимизацию процесса тестирования через динамическую адаптацию и улучшение пользовательского опыта, что позволяет достигать более точных и надежных результатов, чтобы достичь более точных и надежных результатов. В качестве результата данного исследования выступает оптимальная блочная архитектура нейронной сети с описанием всех блоков системы, а также процессов их взаимодействия между собой. Помимо этого, даны определенные рекомендации по дальнейшей оптимизации математических моделей и алгоритмов адаптивного тестирования на базе технологий искусственного интеллекта.

Ключевые слова: адаптивное тестирование, искусственный интеллект, математические модели, интеллектуальная система, машинное обучение, нейронные сети, информационная система, алгоритмы.

Введение

Адаптивное тестирование, использующее искусственный интеллект, представляет собой перспективное направление в области оценки и диагностики. Современные системы тестирования сталкиваются с вызовами, связанными с точностью и эффективностью оценки знаний, что приводит к необходимости разработки новых подходов. Введение в эту область включает изучение математических моделей и алгоритмов, способных адаптироваться к уникальным особенностям каждого тестируемого.

Системы традиционного тестирования часто сталкиваются с ограничениями, такими как фиксированный набор вопросов и отсутствие персонализации, что может привести к неточной оценке уровня знаний. В то же время развитие технологий искусственного интеллекта и математических моделей открывает новые возможности для адаптивного тестирования. Адаптивное тестиро-

вание позволяет динамически подстраивать вопросы в зависимости от ответов пользователя, что делает процесс более гибким и точным.

Математические модели, такие как байесовские сети и модели теории вероятностей, играют ключевую роль в создании адаптивных систем. Эти модели позволяют учитывать вероятностные характеристики знаний тестируемого и предсказывать их успехи на основе предыдущих ответов. Также используются алгоритмы машинного обучения, которые могут анализировать данные о производительности пользователей и настраивать тестовые задания в реальном времени, что повышает эффективность оценки и уменьшает тестовую нагрузку.

Искусственный интеллект, в свою очередь, обеспечивает возможность создания интеллектуальных агентов, которые могут взаимодействовать с пользователями, предоставлять поддержку и рекомендации в процессе тестирования. Системы, использующие ИИ, могут анали-

зировать сложные данные и выявлять скрытые паттерны, что позволяет создавать более точные и адаптивные тесты.

Целью данной статьи является рассмотрение подходов к интеграции математических моделей и алгоритмов адаптивного тестирования с современными технологиями искусственного интеллекта в рамках единой интеллектуальной системы.

Классические математические модели и алгоритмы адаптивного тестирования

Существует несколько методов адаптивного тестирования, каждый из которых имеет свои особенности и преимущества.

Методы на основе теории ответов на вопросы (IRT). Методы IRT широко используются в адаптивном тестировании для оценки уровня знаний тестируемых. Они учитывают не только правильность ответов, но и сложность вопросов и способности тестируемого. Данные методы сложны в разработке и требуют большого количества тестируемых данных, а также как правило являются недостаточно точными в оценке [5,6,7].

Методы на основе байесовской сети. Байесовские сети позволяют моделировать вероятностные зависимости между знаниями тестируемого и результатами тестирования. Они могут использоваться для предсказания следующего оптимального вопроса. Байесовские сети используются для моделирования знаний о тестируемых и эффективном приспособлении теста к уровню знаний каждого конкретного тестируемого. Байесовские сети представляют собой вероятностные графические модели, которые позволяют моделировать вероятностные зависимости между различными переменными. К минусам использования данного метода можно отнести [2]:

1. Необходимость большого набора данных. Для эффективной работы данного метода требуется большой объем данных, соответственно для использования такого метода в рамках информационных систем потребует много ресурсов от методологов и составителей задач.
2. Байесовские сети могут давать неожиданные результаты, если данные не соответствуют предположениям модели.
3. Байесовские сети хорошо работают с дискретными данными, но могут быть менее эффективными при работе с непрерывными данными. В адаптивном тестировании это может ограничить возможности использования в информационных системах на некоторых направлениях и задачах.
4. Отсутствие универсальности. Байесовские сети требуют настройки под конкретные задачи и ус-

ловия, соответственно не будет единого алгоритма для всех типов задач, так как в математических моделях байесовских сетей предусмотреть данный вариант не является возможным.

5. При использовании байесовских сетей существует риск переобучения, когда модель слишком подстраивается под обучающие данные и теряет способность обобщать новые данные. В результате она может давать неточные результаты на новых данных.

Несмотря на приведенные минусы Байесовские сети используют во множестве адаптивных систем тестирования и во многих случаях результаты работы данных систем являются успешными, пример успешно реализованной байесовской сети описан в [1].

Математические модели и алгоритмы адаптивного тестирования на базе методов искусственного интеллекта

С появлением искусственного интеллекта и методов машинного обучения сфера адаптивного тестирования кардинально изменила свой ракурс, так как данные методы не требуют большого количества данных для обучения, а также позволяют адаптироваться не под группу тестируемых, а конкретно под каждого тестируемого отдельно. Данный подход позволяет персонализировать процесс тестирования и обучения каждого, а также постоянно обучаться на новых данных повышая эффективность работы системы адаптивного тестирования. Также, если рассматривать систему адаптивного тестирования как отдельный компонент интеллектуальной информационной системы, то в совокупности данные методы могут работать с другими интеллектуальными компонентами (например, генерация задач, прогнозирование успеваемости тестируемых и т. Д.).

Методы на основе машинного обучения. Алгоритмы машинного обучения, такие как методы классификации и кластеризации, могут применяться для адаптивного формирования тестовых заданий и анализа результатов. Данные методы показывают большую эффективность [3] по сравнению с байесовскими сетями, однако их применение также связано с математическими моделями статистики и теории вероятностей и требуют большого объема для обучения и выбора следующего варианта вопроса в тестировании.

Методы на основе искусственного интеллекта и нейронных сетей. Технологии искусственного интеллекта, такие как нейронные сети или алгоритмы обработки естественного языка, могут применяться для анализа ответов тестируемых и предсказания их дальнейшей производительности. Данные методы являются наиболее эффективным средством достижения надежных ре-

зультатов в системе адаптивного тестирования, так как они позволяют исходить из конкретного тестируемого не рассматривая систему целиком. Для разработки данных методов требуется меньший объем входных данных для обучения и в процессе работы системы, данные методы способны самообучаться. Именно поэтому данные методы широко используются в современном мире и основной акцент в области разработки систем адаптивного тестирования делается именно на них.

Проектирование системы адаптивного тестирования в рамках разработки интеллектуальной системы обучения

Исходя из приведенного ранее сравнительного анализа было выявлено что наиболее подходящими методами адаптивного тестирования для проектирования являются методы на основе искусственного интеллекта и нейронных сетей. Любые системы адаптивного тестирования на базе нейронных сетей состоят из двух компонентов: модели когнитивной диагностики и алгоритма селекции. Эти два компонента работают поочередно до конца теста, а затем вводят уровень знаний студента, оцененный на последнем этапе. Целью такого рода систем является измерение уровня знаний, тестируемых при этом задав как можно меньше вопросов.

В качестве алгоритма обучения нейронной сети предлагается глубокое обучение с подкреплением. Глубокое обучение с подкреплением, как один из современных методов, показало свои превосходные способности во многих областях [4]. Самая большая трудность данного алгоритма применительно конкретно к данной задаче заключается в том, что необходимо определить вознаграждение, облегчающее алгоритму выбора обучения на основе данных и адаптацию к заданной системе адаптивного тестирования. Например, в [8] предлагают воспользоваться методов повторного принудительного обучения для изучения алгоритмов выбора, однако проверить данный способ на реальных данных достаточно трудно.

Разработка обучаемого алгоритма выбора. Вместо того чтобы вручную разрабатывать алгоритм отбора, мы можем определить его как цель оптимизации, которая непосредственно обучается на основе крупномасштабных данных об ответах и применяется к новым студентам. В частности, алгоритм отбора, поддающийся обучению, разрабатывается в условиях мета обучения.

Пусть n обозначает число студентов в наборе данных ответов, который будет использоваться для обучения алгоритма π . Ответы студента i делятся на множество поддержки D_s^i и множество запросов D_u^i случайным образом, где π последовательно выбирают в общей сложности из t вопросов $\{q_1, \dots, q_t\}$ с соответствующими от-

ветами для оценки уровня знаний и его оптимизации на наборе запросов. Следуя двухуровневой парадигме в мета обучении алгоритм выбора π переопределяется как цель двухуровневой оптимизации:

$$\pi^* = \arg_{\pi} \min \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sum_{t=1}^T \frac{1}{|D_u^i|} \sum_{(q,a) \in D_u^i} I(a, M(q | \Phi_i^t)),$$

$$\Phi_i^t = \arg_{\Phi_i} \min \sum_{(q,a) \in D_s^{i(t)}} I(a, M(q | \Phi_i)),$$

где

$$D_s^{i(t)} = \{q_1, a_{i(1)}, \dots, q_t, a_{i(t)}\} \text{ и } q_t \sim \pi(q_1, a_{i(1)}, \dots, q_{t-1}, a_{i(t-1)})$$

При оптимизации на внутреннем уровне отборное множество D_s для студента i последовательно выбирается алгоритмом π в соответствии с его предыдущими ответами, после чего следует минимизировать бинарные потери перекрёстной энтропией для оценки коэффициента Φ^t для внешнего уровня.

Данный подход обладает преимуществом: ошибка оценки уровня знаний в основном может быть вызвана различиями в выбранных вопросах, что дополнительно направляет оптимизацию π . Поскольку истинное значение v_0 неизвестно мы используем подгонку оценки Φ^t по набору запросов для измерения такой ошибки на внешнем уровне.

Таким образом, систему адаптивного тестирования в данном контексте рассматриваем как процесс принятия решений. На самом деле, трансформация ответов студента, оценка уровня знаний и процесс принятия решения алгоритмом выбора влияют и зависят друг от друга, что превращается в сложную систему.

Основываясь на вышеописанном — в процессе обучения с подкреплением реализуем алгоритм выбора с помощью иерархической внимательной нейронной сети (Hierarchical attentive neural network) для моделирования сложных взаимодействий между студентами и вопросами. Данный тип нейронной сети еще достаточно мало изучен, однако уже показывает результаты в ряде исследований [8]. Общий архитектурный вид данной нейронной сети будет выглядеть (рис. 1):

Еще одной сложностью в процессе тестирования является фактор угадывания и промаха. Например, если перед тестируемым стоит вопрос с несколькими вариантами ответа, состоящий, например из 4 вариантов, то даже если тестируемый не знает правильный вариант ответа, то у него есть 25 % вероятности ответить правильно на заданный вопрос. Именно для данных случаев здесь предусмотрена структура двойного внимания для фиксации противоречия между правильным и неправильным ответом, что отличает данную архитектуру

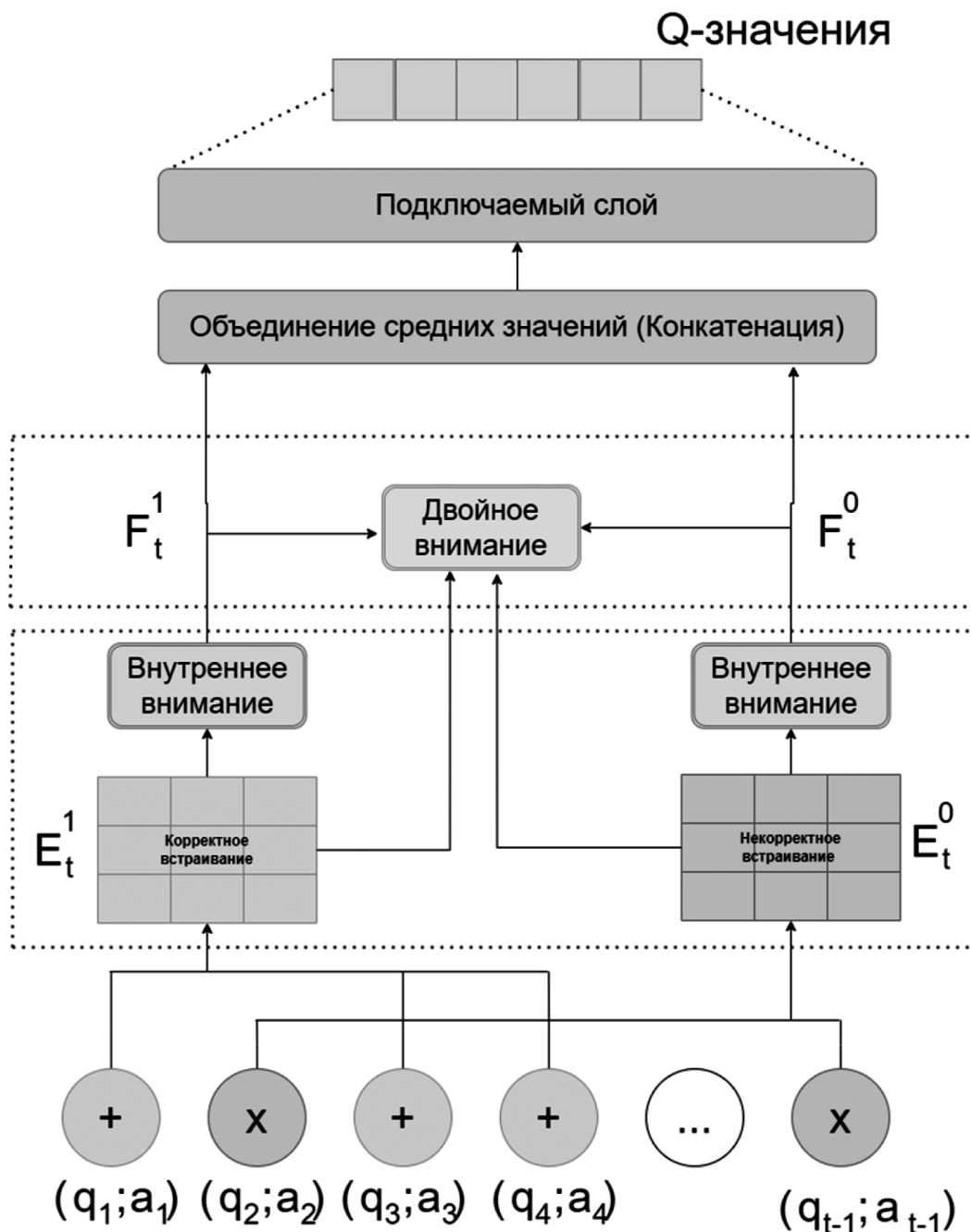


Рис. 1. Архитектура нейронной сети

от классического представления иерархического типа нейронных сетей. По параметрам классических алгоритмов на основе теории ответов на вопросы, данный алгоритм показал эффективность равную 0,719, что значительно превышает показатели других систем подобного рода описанных в [8,9,10]. Способы оценки данной сети использовались идентичные для наиболее приближенного результата.

Рекомендации к оптимизации предложенной нейронной сети. Данная нейронная сеть может быть еще более эффективнее если приходящие тестирование допол-

нительно кластеризовались дополнительными методами машинного обучения. Однако, в связи с возможностью теории нейронных сетей и искусственного интеллекта на текущий день внедрять подобного рода методы в единую нейросеть не представляется возможным, именно поэтому предлагается реализовать отдельный блок с наличием API, которое позволило бы в параллельной работе кластеризовать данные представляемые тестируемым. Предполагается, что данный результат позволит увеличить эффективность нейронной сети еще на 0,09 базовых пунктов и позволит достигнуть 80 % эффективности.

Заключение

Адаптивное тестирование с использованием математических моделей и алгоритмов на базе нейронных сетей представляет собой мощный инструмент для оценки знаний учащихся. Оно позволяет эффективно оценивать уровень подготовки каждого ученика, учитывая его индивидуальные особенности. Применения методов искусственного интеллекта в образовании способствует

повышению качества обучения и персонализации учебного процесса. Однако стоит отметить, что разработка и внедрение таких систем требуют значительных усилий и ресурсов, а также глубокого понимания принципов работы нейронных сетей. Тем не менее, перспективы развития этого направления выглядят многообещающими, и дальнейшие исследования в этой области могут привести к созданию более совершенных систем адаптивного тестирования.

ЛИТЕРАТУРА

1. Гусятников В.Н., Соколова Т.Н., Безруков А.И., Каюкова И.В. Адаптивная модель тестирования нескольких компетенций на основе алгоритма байеса // Современные наукоемкие технологии. 2022. № 1. С. 40–46.
2. Choi Y., McClenen C. Development of adaptive formative assessment system using computerized adaptive testing and dynamic Bayesian networks // Applied Sciences. 2020. V. 10. N 22. — p. 8196.
3. Ezzaim A., Dahbi A., Haidine A., Aqqal A. AI-Based Adaptive Learning: A Systematic Mapping of the Literature // Journal of universal computer science. 2023. vol. 29. pp. 1161–1197.
4. Lee H., Im J., Jang S., Cho H., Chung S. Melu: Meta-learned user preference estimator for cold-start recommendation. // In Proceedings of the 25th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining. 2019, pp. 1073–1082.
5. Lord F.M., Novick M.R., Birnbaum A. Statistical theories of mental test scores. Boston: Addison-Wesley, 1968 — p. 592.
6. Lipovetsky S. Handbook of Item Response Theory, Volume 1, Models: edited by Wim J. van der Linden. Boca Raton, FL, Chapman and Hall/CRC, Taylor & Francis Group, 2019 — p. 624.
7. Michael L. «Advances in applications of item response theory to clinical assessment.» // Psychological assessment. 2019. vol. 31 №12. pp. 1442–1455.
8. Nurakhmetov D. Reinforcement learning applied to adaptive classification testing. In Theoretical and Practical Advances in Computer-based Educational Measurement // Methodology of Educational Measurement and Assessment. Springer, Cham, 2019, pp. 325–336.
9. Segall D.O. Computerized adaptive testing. // Encyclopedia of social measurement. 2005. vol. 1. pp. 429–438.
10. Zhao X., Gu C., Zhang H. DEAR: Deep Reinforcement Learning for Online Advertising Impression in Recommender Systems. // In Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. 2021. vol. 35. pp. 750–758.

© Головин Дмитрий Александрович (sanlm@mail.ru)

Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»