

Интеллектуальная система профориентационной поддержки педагогов естественно-научного цикла

И. Ю. Гришин

Московский государственный университет имени
М.В. Ломоносова;
Херсонский государственный университет
igrishin@sev.msu.ru

Р. Р. Тимиргалеева

Севастопольский государственный университет
renatimir@gmail.com

Аннотация. Профориентация в естественно-научном цикле (Science, Technology, Engineering and Mathematics – STEM) остаётся важной задачей из-за дефицита квалифицированных педагогов и отсутствия интеллектуальных инструментов поддержки. В работе предложена интеллектуальная система, которая анализирует учебные данные, оценивает склонность учащихся к естественно-научным дисциплинам посредством мягких измерений и формирует рекомендации для педагогов на основе модели поддержки принятия решений. Сформулирована модель интегрального индекса склонности, представлены архитектура системы, алгоритм ранжирования и результаты экспериментов, демонстрирующие высокое согласие с экспертными оценками. Система включает сбор и обработку данных, модуль мягкого оценивания, базу знаний, модуль принятия решений и пользовательский интерфейс для преподавателей. Разработан прототип и проведены испытания на выборке школьников. Результаты экспериментов демонстрируют высокую согласованность с экспертными оценками. Система предназначена для использования в школах и университетах.

Ключевые слова: профориентация; естественно-научный цикл; система поддержки принятия решений; мягкие измерения; нечеткая логика; образовательные траектории; индекс склонности

I. ВВЕДЕНИЕ

Современной экономике необходимо развитие кадрового потенциала в естественных и технических дисциплинах. В то же время система профориентации в школах развита недостаточно, а дефицит преподавателей естественно-научного цикла осложняет выявление интересов и способностей школьников. Это приводит к снижению эффективности ранней профессиональной ориентации и недостаточному вовлечению учащихся в научно-техническую деятельность

Традиционные процедуры профориентации опираются на экспертные суждения, психологические тесты и индивидуальные консультации и, как правило, не учитывают неопределённость оценок. Такие подходы носят фрагментарный характер и не обеспечивают комплексного анализа исходных данных [1], [2].

Быстрый рост качества методов искусственного интеллекта и аналитики образовательных данных [3]

Работа выполнена по заказу Министерства просвещения РФ, проект № 073-00108-26-01 на 2026 г.

открывает возможности для разработки интеллектуальных систем поддержки принятия решений.

Настоящая работа предлагает комплексный подход, сочетающий мягкие измерения и модели принятия решений для профориентационной деятельности педагогов.

Предложенная система позволяет оценивать склонность школьников к дисциплинам естественного цикла и формировать обоснованные рекомендации по выбору образовательных траекторий.

II. ОБЗОР ЛИТЕРАТУРЫ

Системы компьютерной профориентации эволюционировали от экспертных методик к интеллектуальным рекомендательным моделям, использующим методы коллаборативной фильтрации, гибридные алгоритмы и онтологические представления [4], [5]. Ряд исследований показывает, что применение гибридных подходов позволяет учитывать как индивидуальные предпочтения обучающихся, так и структуру образовательных программ [6], [7]. Кроме того, обзорные работы по рекомендательным системам подчеркивают переход от чисто алгоритмических решений к моделям, ориентированным на пользовательский опыт и объяснимость рекомендаций [8],[9]. В то же время современные системы в основном ориентированы на выбор курсов или специальностей и редко рассматривают преподавателя как активного субъекта принятия решений.

Учёт неопределённости и неполноты данных остаётся ключевым вызовом в задачах профориентации. Нечеткая логика и методы мягких вычислений обеспечивают устойчивость решений при работе с субъективными и неполными данными [10], [11].

В частности, показано, что нечеткие модели позволяют формализовать такие характеристики, как интерес и мотивация обучаемых, которые трудно измерить напрямую. Дополнительно, многокритериальные методы позволяют учитывать взаимосвязь показателей и формировать более сбалансированные рекомендации.

Семантические и онтологические методы улучшают точность и объяснимость рекомендательных систем, обеспечивая структурированное представление знаний [12], [13]. Отдельные исследования подчеркивают

важность объяснимости рекомендаций для повышения доверия пользователей [14].

Вместе с тем большинство решений ориентированы на обучающихся, тогда как потребность в интеллектуальных инструментах поддержки педагогов остаётся недостаточно удовлетворённой. Влияние искусственного интеллекта на карьерное развитие и образовательные траектории также активно обсуждается в современной литературе [15].

Таким образом, анализ существующих подходов показывает необходимость разработки интегрированных систем, сочетающих мягкие измерения, методы поддержки принятия решений и ориентацию на педагогическую практику.

Однако следует отметить, что специализированных решений для поддержки педагога в естественно-научном цикле по-прежнему нет.

III. МОДЕЛЬ МЯГКИХ ИЗМЕРЕНИЙ СКЛОННОСТИ ОБУЧАЕМОГО

Для профориентации важно оценить скрытые характеристики учащихся: уровень знаний, интерес к предметной области, когнитивные способности и академические достижения.

Формируется профиль $S = (K, I, C, A)$, где K – нормированный показатель знаний, I – показатель интереса, C – когнитивные особенности, A – академические достижения. На основе этих индикаторов рассчитывается интегральный индекс склонности $I_{скл}$, отражающий степень склонности учащегося к естественным наукам.

Индекс определяется линейной свёрткой с весами w_i , при этом $\sum_i w_i = 1$, веса определяются экспертами.

Вычисление показателей и весов основано на методах нечеткой логики [10], [11]:

$$I_{скл} = w_1 K + w_2 I + w_3 C + w_4 A \quad (1)$$

Показатель принимает значения в интервале [0,1]. На его основе учащиеся классифицируются по уровням склонности, как показано в табл. 1.

ТАБЛИЦА I. КЛАССИФИКАЦИЯ УРОВНЯ СКЛОННОСТИ

Диапазон I {скл}	Уровень склонности
0 – 0,35	Низкий
0,35 – 0,65	Средний
0,65 – 1,0	Высокий

Предложенная модель мягких измерений позволяет интерпретировать интегральный индекс склонности как латентную переменную, отражающую совокупное влияние когнитивных, мотивационных и академических факторов.

Использование нечетких представлений и весовых коэффициентов обеспечивает устойчивость оценки при наличии неопределённости и разнородности исходных данных, что особенно важно для образовательных систем.

Кроме того, модель обладает адаптивными свойствами, позволяя корректировать параметры в зависимости от контекста образовательной среды и

экспертных предпочтений, что расширяет её применимость в задачах профориентационной поддержки.

Полученный интегральный индекс склонности служит количественной основой для последующего этапа формирования рекомендаций, что обуславливает необходимость разработки модели поддержки принятия решений, обеспечивающей выбор наиболее подходящих образовательных траекторий.

IV. МОДЕЛЬ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ

После оценки склонности необходимо предложить ученику подходящие образовательные траектории.

Пусть $T = (T_1, T_2, \dots, T_n)$ – множество возможных траекторий (например, инженерия, информационные технологии, естественные науки).

Каждая траектория T_i описывается вектором требований $R_i = (r_{i1}, r_{i2}, \dots, r_{im})$, отражающих необходимые компетенции.

Совместимость профиля S и траектории T_i определяется функцией полезности $U(S, T_i)$, представляющей взвешенную сумму критериев знаний, интересов, когнитивных способностей и достижений.

Весовые коэффициенты w_i могут иметь нечеткий характер, отражая предпочтения педагогов [10], [11].

Для нечетких весов используется дефазификация по центроиду. Результатом является ранжированный список траекторий.

Обозначения, используемые в модели, приведены в табл. 2.

ТАБЛИЦА II. ОБОЗНАЧЕНИЯ, ИСПОЛЗУЕМЫЕ В МОДЕЛЯХ

Обозначение	Описание
S	Профиль ученика (K, I, C, A)
K	Нормированный уровень знаний
I	Нормированный уровень интереса
C	Когнитивные характеристики
A	Академические достижения
$I_{скл}$	Индекс склонности (0–1)
T_i	Потенциальная образовательная траектория
$U(S, T_i)$	Функция полезности (совместимость)
$Conf(S, T_i)$	Степень уверенности рекомендации

Для ранжирования траекторий используются методы многокритериального принятия решений; система возвращает упорядоченный список вариантов с пояснением, какие показатели внесли наибольший вклад.

Алгоритм ранжирования включает нормализацию данных, вычисление индекса, оценку критериев, агрегацию полезностей и формирование топ- k рекомендаций.

A. Алгоритм 1. Рекомендация образовательных траекторий

1. Нормализовать входные индикаторы K, I, C, A .
2. Рассчитать индекс склонности $I_{скл}$ по формуле (1).

3. Для каждой траектории T_i определить критерии q_{it} : соответствие знаниям, интересам, когнитивным способностям и достижениям.

4. Вычислить полезность $U(S, T_i) = \sum_i w_i \cdot q_{it}(S)$ и степень уверенности $Conf(S, T_i)$.

5. Отсортировать траектории по убыванию U и выбрать топ- k вариантов.

6. Предоставить педагогу рекомендации и объяснение, какие критерии внесли наибольший вклад; при низкой уверенности запросить дополнительную диагностику.

Предложенная модель поддержки принятия решений обеспечивает формализованный механизм сопоставления профиля обучаемого с требованиями образовательных траекторий на основе многокритериальной оценки.

Интеграция мягких измерений и алгоритмов ранжирования позволяет формировать обоснованные и интерпретируемые рекомендации в условиях неопределённости и неполноты данных.

Реализация данной модели в прикладной системе требует разработки соответствующей программной архитектуры, обеспечивающей взаимодействие модулей обработки данных, базы знаний и пользовательского интерфейса.

V. АРХИТЕКТУРА СИСТЕМЫ

Предлагаемая система реализована как модульная платформа (см. рис.1), обеспечивающая сбор и анализ данных, оценку склонности и генерацию рекомендаций.

В ней выделены модули сбора и обработки данных, мягких измерений, базы знаний, принятия решений и пользовательского интерфейса.

Модуль сбора и обработки данных аккумулирует оценки, результаты тестов и анкет. Модуль мягких измерений вычисляет индекс склонности. База знаний содержит онтологическое описание профессий и образовательных маршрутов.

Система аккумулирует данные об успеваемости, тестах и анкетировании, использует методы нечеткой логики, хранит сведения о профессиях и траекториях, сопоставляет профиль ученика с требованиями и представляет педагогам индекс склонности и список рекомендованных траекторий.

Предложенная архитектура обеспечивает целостную интеграцию методов мягких измерений и моделей поддержки принятия решений в единую информационную систему, ориентированную на практическое применение в образовательной среде.

Модульная организация позволяет масштабировать систему, адаптировать её к различным условиям функционирования и расширять функциональность за счёт подключения дополнительных аналитических компонентов.



Рис. 1. Структура интеллектуальной системы профориентационной поддержки

Для оценки эффективности разработанной архитектуры и реализованных моделей была проведена экспериментальная апробация системы, результаты которой представлены в следующем разделе.

VI. ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНАЯ ОЦЕНКА

Для проверки работоспособности системы разработан прототип на уровне технологической готовности TRL-4 и проведён эксперимент на выборке из 120 профилей учеников старших классов. Были собраны оценки по естественно-научным предметам, результаты тестов, анкетные данные и сведения об участии в олимпиадах.

Для каждого ученика рассчитывался индекс склонности, который рассчитывался по формуле (1), после чего система формировала рекомендации относительно образовательных траекторий.

Эксперты (три педагога) оценивали корректность рекомендаций. Качество рекомендаций оценивалось по метрикам точности Top-1, точности попадания в тройку (Top-3) и охвата. Результаты приведены в табл. 3,

Распределение учащихся по уровням склонности приведено в табл. 4. Большинство учеников имеют среднюю склонность, что подчеркивает важность индивидуального сопровождения. Согласие с экспертами составило 0,76 для Top-1 и 0,89 для Top-3, что подтверждает практическую ценность системы.

Анализ распределения уровней склонности показал практическую применимость предложенного подхода для выявления образовательных траекторий обучающихся с различными характеристиками.

ТАБЛИЦА III. МЕТРИКИ КАЧЕСТВА РЕКОМЕНДАЦИЙ

Метрика	Значение
Тор-1 (точность)	0,76
Тор-3 (точность)	0,89
Охват	0,95

ТАБЛИЦА IV. РАСПРЕДЕЛЕНИЕ УРОВНЕЙ СКЛОННОСТИ

Распределение уровней склонности	Распределение уровней склонности
Распределение уровней склонности	Распределение уровней склонности
Распределение уровней склонности	Распределение уровней склонности
Распределение уровней склонности	Распределение уровней склонности

Полученные результаты подтверждают, что интеграция методов мягких измерений и многокритериальных моделей принятия решений обеспечивает высокое качество профориентационных рекомендаций и согласованность с экспертными оценками.

В то же время проведённые эксперименты выявили необходимость дальнейшего расширения выборки и учета дополнительных факторов, влияющих на профессиональное самоопределение.

Таким образом, представленные результаты обосновывают эффективность разработанного подхода и служат основой для формулирования итоговых выводов и направлений дальнейших исследований, представленных в заключении.

VII. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе разработана и теоретически обоснована интеллектуальная система профориентационной поддержки педагогов естественно-научного цикла, ориентированная на использование методов мягких вычислений и многокритериального принятия решений. Предложена формальная модель оценки склонности обучаемого, основанная на интеграции когнитивных, мотивационных и академических показателей, а также модель выбора образовательных траекторий, обеспечивающая интерпретируемое ранжирование альтернатив.

Сформирована модульная архитектура системы, объединяющая процессы сбора и обработки данных, мягких измерений, управления знаниями и поддержки принятия решений. Проведённая экспериментальная апробация прототипа (TRL-4) показала высокую степень согласованности рекомендаций с экспертными оценками, что подтверждает практическую применимость разработанного подхода в образовательной среде.

Научная новизна работы заключается в интеграции методов мягких измерений и многокритериального анализа для задач профориентации педагогов, а также в формировании единой цифровой среды поддержки принятия решений в условиях неопределённости. Практическая значимость определяется возможностью использования системы в школах и вузах для повышения качества профориентационной работы.

Перспективы дальнейших исследований связаны с расширением базы знаний, учётом дополнительных факторов (включая социально-экономические и региональные особенности), интеграцией с цифровыми образовательными платформами, а также проведением пилотных внедрений с целью достижения уровня технологической готовности TRL-6.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] S. Russell, P. Norvig. Artificial Intelligence: A Modern Approach. 3rd ed. Pearson, 2010.
- [2] C. Dede. The Role of Digital Technologies in Deeper Learning. Students at the Center: Deeper Learning Research Series, Jobs for the Future, 2014.
- [3] S. K. D'Mello, R. W. Picard, A. C. Graesser. Toward an Affect-Sensitive AutoTutor. IEEE Intelligent Systems, 2007.
- [4] A. Klačnja-Milićević, B. Vesin, M. Ivanović, Z. Budimac. E-Learning Personalization Based on Hybrid Recommendation Strategy and Learning Style Identification. Computers & Education, 2011.
- [5] N. Capuano, M. Gaeta, P. Ritrovato, S. Salerno. Elicitation of Latent Learning Needs through Learning Goals Recommendation. Computers in Human Behavior, 2014.
- [6] M. Ibrahim, Y. Yang, D. L. Ndzi, G. Yang. Ontology-Based Personalized Course Recommendation Framework. IEEE Access, 2019.
- [7] J. Bobadilla, F. Ortega, A. Hernando, A. Gutiérrez. Recommender Systems Survey. Knowledge-Based Systems, 2013.
- [8] G. Adomavicius, A. Tuzhilin. Toward the Next Generation of Recommender Systems: A Survey of the State-of-the-Art and Possible Extensions. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2005.
- [9] J. A. Konstan, J. Riedl. Recommender Systems: From Algorithms to User Experience. User Modeling and User-Adapted Interaction, 2012.
- [10] S. M. Chen, C. H. Wang. Fuzzy Decision-Making Based on Likelihood-Based Comparison Relations. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2010.
- [11] R. R. Yager, N. Alajlan. Fuzzy Measures in Multi-Criteria Decision Making. Procedia Computer Science, 2015.
- [12] M. Deschênes. Recommender Systems to Support Learners' Agency in a Learning Context: A Systematic Review. International Journal of Educational Technology in Higher Education, 2020.
- [13] N. W. Rahayu, R. Ferdiana, S. S. Kusumawardani. A Systematic Review of Ontology Use in E-Learning Recommender Systems. Computers and Education: Artificial Intelligence, 2022.
- [14] C. Romero, S. Ventura. Educational Data Mining: A Review of the State of the Art. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics (Part C), 2010.
- [15] S. Bankins, S. Jooss, S. L. D. Restubog, R. L. R. Maley, H. W. L. Tran. Navigating Career Stages in the Age of Artificial Intelligence: A Systematic Review. Journal of Vocational Behavior, 2024.