

МОДЕЛИ И АЛГОРИТМЫ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ В СИСТЕМЕ ПЕРСОНАЛИЗИРОВАННОГО УПРАВЛЕНИЯ РАЗРАБОТКОЙ ОБРАЗОВАТЕЛЬНЫХ ПРОГРАММ

Смирнова Екатерина Михайловна

Старший преподаватель;
Ивановский государственный университет;
Россия, 153025 г. Иваново, ул. Ермака, 39;
e-mail: smirem1@ya.ru.

В статье представлен анализ математических методов, применяемых для персонализации системы управления разработкой профессиональных образовательных программ (ПОП). Рассматриваются методы машинного обучения, теория нечетких множеств, методы оптимизации и алгоритмы рекомендательных систем. Предложена интегральная математическая модель, формализующая процесс адаптивного проектирования ПОП на основе данных о потребностях стейкхолдеров. Результатом исследования является систематизация математического аппарата, позволяющего перейти от эвристических к формализованным методам управления разработкой образовательных программ.

Ключевые слова: математические методы, персонализация, профессиональные образовательные программы, машинное обучение, оптимизация, рекомендательные системы, нечеткие множества.

Для цитирования:

Смирнова Е. М. Модели и алгоритмы поддержки принятия решений в системе персонализированного управления разработкой образовательных программ // Системный анализ в науке и образовании: сетевое научное издание. 2025. № 4. С. 105-109. EDN: QGPTKG. URL: <https://sanse.ru/index.php/sanse/article/view/688>.

MODELS AND ALGORITHMS FOR DECISION SUPPORT IN THE PERSONALIZED MANAGEMENT SYSTEM FOR THE DEVELOPMENT OF EDUCATIONAL PROGRAMS

Smirnova Ekaterina M.

Senior teacher;
Ivanovo State University;
39 Ermaka St., Ivanovo, 15302, Russia;
e-mail: smirem1@ya.ru.

The article presents an analysis of mathematical methods used to personalize the management system for the development of professional educational programs. Machine learning methods, fuzzy set theory, optimization methods and algorithms of recommendation systems are considered. An integral mathematical model is proposed that formalizes the process of adaptive POP design based on data on the needs of stakeholders. The result of the research is the systematization of the mathematical apparatus, which makes it possible to move from heuristic to formalized methods of managing the development of educational programs.

Keywords: mathematical methods, personalization, professional educational programs, machine learning, optimization, recommendation systems, fuzzy sets.

For citation:

Smirnova E. M. Models and algorithms for decision support in the personalized management system for the development of educational programs // System analysis in science and education , 2025;(4)105-109(in Russ). EDN: QGPTKG. URL: <https://sanse.ru/index.php/sanse/article/view/688>.



Статья находится в открытом доступе и распространяется в соответствии с лицензией Creative Commons «Attribution» («Атрибуция») 4.0 Всемирная (CC BY 4.0) <https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/deed.ru>

Введение

Современная система высшего образования переживает процесс фундаментальной трансформации, обусловленной цифровизацией, глобализацией и изменением парадигмы рынка труда. Так, например, традиционные подходы к оценке качества образовательных программ, основанные преимущественно на критериях академической строгости и соответствия стандартам, оказываются недостаточными в новых условиях. Современные вызовы в области высшего образования требуют перехода к персонализированным подходам при разработке ПОП, учитывающих противоречивые требования различных стейкхолдеров – студентов, работодателей, академического сообщества и общества в целом [1]. Актуальность исследования обусловлена необходимостью разработки формального математического аппарата для поддержки принятия решений при проектировании образовательных программ. Цель исследования – систематизировать и формализовать математические методы, обеспечивающие персонализацию системы управления разработкой ПОП на различных этапах жизненного цикла.

Под персонализацией системы управления разработкой ПОП понимается целенаправленная адаптация ее функционала, интерфейсов, алгоритмов работы и выходных данных (проектов программ) под уникальные профессиональные профили и дефициты компетенций студентов, научно-педагогические интересы и квалификацию преподавателей, отраслевые требования и кадровые потребности работодателей.

1. Фундаментальные принципы алгоритмической поддержки

Система поддержки принятия решения для разработки ПОП основывается на трех ключевых принципах: многомерность оценки, динамическая адаптивность и балансировка интересов.

В первую очередь речь пойдет о многомерности оценки, когда каждая программа оценивается по множеству взаимосвязанных критериев.

Первым критерием выступает академическая строгость и соответствие стандартам. Данный критерий оценивает фундаментальность и научную обоснованность образовательной программы. В условиях цифровой трансформации содержание критерия расширяется за счет включения требований к формированию цифровых компетенций. Оценка по данному критерию включает анализ полноты реализации требований ФГОС ВО и профессиональных стандартов, глубины и актуальности содержания дисциплин, научной квалификации профессорско-преподавательского состава, системы независимой оценки результатов обучения, а также интеграции цифровых компетенций в содержание программы. Методами оценки выступают экспертный анализ, верификация соответствия стандартам, анализ публикационной активности преподавателей.

Вторым критерием является практическая ориентированность и релевантность рынку труда. Этот критерий отражает способность программы подготовить специалистов, востребованных на современном рынке труда. В эпоху Четвертой промышленной революции особое значение приобретает формирование гибких навыков и кросс-функциональных компетенций. Показатели оценки включают уровень интеграции с предприятиями-партнерами, соответствие компетенций выпускников требованиям Индустрии 4.0, качество и объем практической подготовки, показатели трудоустройства выпускников, а также включение в программу проектной деятельности. Основными методами оценки служат мониторинг трудоустройства, опросы работодателей, анализ отзывов о производственных практиках.

Третий критерий — ресурсная обеспеченность и экономическая эффективность. В условиях ограниченности ресурсов особую значимость приобретает оценка оптимальности их использования. Критерий учитывает как традиционные ресурсы, так и цифровую инфраструктуру. Оценка осуществляется по таким показателям, как качество материально-технической базы, уровень цифровизации образовательного процесса, квалификационный состав преподавательского состава, эффективность использования финансовых ресурсов, а также доступ к электронным образовательным ресурсам. Методами оценки выступают аудит инфраструктуры, анализ финансовой отчетности, оценка цифровой зрелости.

Четвертый критерий представляет индивидуальную значимость для студента. Персонализация становится ключевым трендом современного образования. Критерий оценивает способность программы учитывать индивидуальные особенности и образовательные траектории студентов [2,3]. Показатели оценки включают гибкость и вариативность учебных планов, наличие системы тьюторского сопровождения, возможности для построения индивидуальной траектории, учет предшествующего обучения и опыта, а также доступность консультационной поддержки. Методами оценки являются анкетирование студентов, анализ индивидуальных учебных планов, оценка удовлетворенности.

Пятый критерий — гибкость и адаптивность к изменениям. В условиях VUCA-мира способность к быстрой адаптации становится критически важным качеством образовательной программы. Оценка осуществляется по таким показателям, как скорость обновления содержания программы, гибкость организационной структуры, возможности дистанционного и смешанного обучения, адаптивность к изменениям нормативной базы, а также чувствительность к сигналам рынка труда. Основными методами оценки служат анализ частоты и содержания обновлений программы, оценка механизмов обратной связи.

Динамическая адаптивность предполагает, что алгоритмы должны непрерывно отслеживать изменения во внешней среде (требования работодателей, технологические тренды) и внутренних характеристиках студентов (прогресс в обучении, изменение образовательных целей). На основе этого соблюдается балансировка интересов. Система должна находить оптимальные компромиссы между противоречивыми требованиями различных стейкхолдеров: студентов, преподавателей, работодателей, администрации образовательного учреждения.

2. Алгоритмы поддержки принятия решений по этапам жизненного цикла разработки ПОП

На этапе проектирования образовательных программ применяются алгоритмы многокритериальной оптимизации, которые позволяют решить задачу выбора оптимального состава и структуры образовательной программы при наличии нескольких противоречивых критериев качества. Метод взвешенных сумм представляет собой подход, при котором каждый критерий получает весовой коэффициент, отражающий его относительную важность. Общая оценка образовательной программы вычисляется как сумма взвешенных оценок по всем критериям. Математическая постановка задачи выглядит следующим образом. Пусть имеется множество учебных модулей $M = \{m_1, m_2, \dots, m_n\}$, каждый из которых характеризуется вектором компетенций $C_i = (c_1, c_2, \dots, c_n)$, где $c_j \in [0, 1]$ обозначает уровень развития j -й компетенции. Целевая функция представляет собой взвешенную сумму критериев качества, включая покрытие требуемых компетенций, баланс нагрузки, соответствие ресурсным ограничениям и учет индивидуальных предпочтений. Преимуществом метода является его простота и прозрачность, однако он требует точного определения весовых коэффициентов. Интересен подход по применению на данном этапе генетических алгоритмов, которые имитируют процесс естественной эволюции, где «особи» представляют собой варианты образовательных программ [4]. Процесс включает: инициализацию популяции случайных решений; оценку приспособленности каждой особи; селекцию наиболее успешных решений; кроссовер (обмен элементами между программами); мутацию (случайные изменения в программах). На наш взгляд данный подход особенно эффективен для задач большой размерности и позволяет находить нетривиальные решения.

На этапе формирования индивидуальных траекторий применяются рекомендательные алгоритмы и коллаборативная фильтрация. Рекомендательные алгоритмы помогают подбирать образовательные модули и ресурсы, наиболее соответствующие профилю конкретного студента. Математическая модель основана на матричной факторизации. Пусть R — матрица взаимодействий студентов с учебными модулями размерностью $|S| \times |M|$, где S — множество студентов. Задача заключается в нахождении матриц P и Q таких, что $R \approx PQ^T$, где P представляет латентные факторы студентов, а Q — латентные факторы модулей. Коллаборативная фильтрация основывается на анализе поведения похожих студентов. Если студенты с близкими профилями демонстрировали высокую успешность в определенных модулях, система рекомендует эти модули новым студентам с аналогичными характеристиками. Контентная фильтрация анализирует содержательные характеристики образовательных модулей и сопоставляет их с профилем студента. Алгоритм вычисляет меру

схожести между требованиями модуля и компетенциями студента, рекомендуя наиболее релевантные варианты. Гибридные подходы комбинируют преимущества обоих методов, повышая точность и надежность рекомендаций.

Для обработки временной динамики на этапе формирования индивидуальных траекторий используется тензорное разложение, учитывающее эволюцию предпочтений студентов и изменяющиеся требования к компетенциям. Модель включает временные компоненты, позволяющие отслеживать изменения в профессиональных стандартах и образовательных трендах.

На этапе мониторинга и адаптации ПОП применяются методы машинного обучения для прогнозирования успеваемости и своевременной корректировки траекторий. Используется ансамбль моделей, включающий градиентный бустинг для прогнозирования успешности и рекуррентные нейронные сети для анализа временных рядов академических показателей.

Формально, модель прогнозирования описывается как функция $f: X \rightarrow Y$, где X – пространство признаков студента и программы, Y – вероятность успешного завершения. Признаки включают академическую историю, психометрические показатели, данные о вовлеченности и внешние факторы.

Алгоритмы прогнозирования успеваемости предсказывают успешность студентов в различных образовательных траекториях, что позволяет проактивно корректировать программы обучения. Методы машинного обучения, такие как градиентный бустинг и случайные леса, анализируют исторические данные об успеваемости студентов с различными характеристиками и предсказывают вероятность успешного завершения конкретных образовательных модулей. Сезонные модели учитывают циклические закономерности в академической успеваемости, связанные с временами года, учебными периодами и другими временными факторами. Алгоритмы кластеризации и сегментации позволяют выделять группы студентов со схожими образовательными потребностями, стилями обучения и карьерными целями. *K-means* кластеризация разделяет студентов на заданное количество кластеров на основе их характеристик. Это позволяет создавать типовые образовательные траектории для различных сегментов студентов. Иерархическая кластеризация строит древовидную структуру сходства между студентами, что позволяет анализировать образовательные потребности на разных уровнях детализации.

Для оценки эффективности персонализированных программ применяются методы статистического анализа и А/В тестирования. Используется байесовский подход к оценке параметров, позволяющий непрерывно обновлять вероятностные оценки по мере поступления новых данных. Математический аппарат включает построение доверительных интервалов для разницы средних, расчет размера эффекта и анализ мощности тестов [5]. Особое внимание уделяется многомерному анализу, учитывающему взаимосвязь различных метрик эффективности.

На основе перечисленных алгоритмов и методов создается единая математическая модель, объединяющая все этапы жизненного цикла разработки ПОП. Модель представляет собой систему дифференциальных уравнений, описывающую динамику изменения качества программы под влиянием управляющих воздействий и внешних факторов. Система включает уравнения для компетенций студентов, ресурсных ограничений, внешних требований и показателей удовлетворенности. Управляющие параметры позволяют оптимизировать процесс разработки и адаптации программ в реальном времени.

Заключение

Предложенный комплекс математических методов позволяет формализовать процесс проектирования ПОП с учетом требований стейкхолдеров, а также автоматизировать подбор персонализированных образовательных траекторий и оптимального учебного плана. Ключевым фактором успеха является интеграция различных типов алгоритмов в единую систему, способную учитывать множество факторов и находить оптимальные решения в условиях неопределенности и динамически изменяющихся требований. Постоянное совершенствование этих алгоритмов и их адаптация к новым образовательным вызовам открывает перспективы для трансформации высшего образования в XXI веке. К направлениям дальнейших исследований можем отнести разработку адаптивных алгоритмов, учитывающих временную динамику требований работодателей к

компетенциям, нейросетевой модели прогнозирования востребованных рынком компетенций и динамической оптимизации учебных планов.

Список источников

1. Гвоздева Т. В., Смирнова Е. М. Разработка системной модели формирования образовательных программ // Известия Высших учебных заведений. Серия "Экономика, Финансы и управление производством". – 2024. – №3 (61). – С. 91-96. – URL: <https://ecofin-isuct.ru/article/view/6028/3484>.
2. Применение методов нечеткой логики для формирования адаптивной индивидуальной траектории обучения на основе динамического управления сложностью курса / М. А. Белов, С. И. Гришко, А. В. Живетьев [и др.] // Моделирование, оптимизация и информационные технологии. – 2022. – Т. 10, № 4(39). – С. 7-8. – DOI: 10.26102/2310-6018/2022.39.4.018.
3. Живетьев А. В., Белов М. А. Проблемы управления индивидуальной образовательной траекторией студента на основе цифрового профиля и цифрового следа // Системный анализ в науке и образовании: сетевое научное издание. – 2024. – № 4. – С. 37-44. – URL: <https://sanse.ru/index.php/sanse/article/view/634>.
4. Курилова О. Л. Применение генетического алгоритма для оптимизации учебного плана // Информационно-управляющие системы. – 2013. – №3 (64). – С. 84-92. – URL: <https://ius.ru/index.php/ius/article/view/13647>.
5. Сергеева Д. В., Баталов Д. И. Анализ математических подходов к моделированию ОПОП для кадрового обеспечения цифровой трансформации транспорта // Интеллектуальные технологии на транспорте. – 2025. – № 3 (43). – С. 68–76. – DOI: 10.20295/2413-2527-2025-343-68-76.