Известия Балтийской государственной академии рыбопромыслового флота. 2025. № 1(71). С. 33–44
Научная статья
УДК 378.147.88
Doi:10.46845/2071-5331-2025-1-71-33-44

Применение методов и моделей системного анализа для оптимизации образовательного процесса подготовки специалистов по землеустройству

Игорь Давидович Рудинский[1], Оксана Юрьевна Ли[2]✉
[1,2]Балтийский федеральный университет им. И. Канта,
Калининград, Российская Федерация
[1]idru@yandex.ru, https://orcid.org/0000-0002-8365-5402
[2]okaplife.39@gmail.com, https://orcid.org/0009-0008-0478-4515

Аннотация. Рассматривается применение методов и моделей системного анализа для оптимизации образовательного процесса подготовки специалистов по землеустройству. Основное внимание уделяется методу «Дерево решений» для анализа тестовых данных студентов и модели «Вход–Выход» для оценки изменений в учебных программах. На основе реальных данных тестирования студентов демонстрируется построение дерева решений, анализируются его структура, алгоритмы и метрики качества модели (точность, индекс Джини). Применение таких подходов позволяет разрабатывать персонализированные рекомендации для студентов, адаптировать содержание курсов к их образовательным потребностям и на этой основе повышать качество подготовки специалистов.

Ключевые слова: дерево решений, системный анализ, образовательный процесс, персонализированные рекомендации, модель «Вход–Выход».

Для цитирования: Рудинский И. Д., Ли О. Ю. Применение методов и моделей системного анализа для оптимизации образовательного процесса подготовки специалистов по землеустройству // Известия Балтийской государственной академии рыбопромыслового флота. 2025. № 1(71). С. 33–44.

Проблема: Современная образовательная парадигма требует адаптации к быстро меняющимся условиям, что обусловливает необходимость выбора эффективных форм и методов психолого-педагогического сопровождения студентов как на индивидуальной, так и на групповой основе.

Основная цель исследования – классификация студентов по уровням знаний на основе анализа результатов тестирования. Дополнительные задачи включают определение проблемных и успешно осваиваемых разделов дисциплины, а также формулирование рекомендаций по построению персонализированных образовательных траекторий.

Одной из ключевых задач является применение инструментов анализа данных, которые позволяют:

– выявлять сильные и слабые стороны подготовки студентов;

– адаптировать учебные программы под индивидуальные потребности;

– повышать качество подготовки специалистов, обеспечив их конкурентоспособность на рынке труда.

Методология. Исследование основывается на системном подходе в педагогике и использовании методов интеллектуального анализа данных, включая метод «Дерево решений».

Объект исследования: студенты бакалавриата направления «Землеустройство и кадастры».

Предмет исследования: результаты тестирования студентов по дисциплине «Информатика».

В рамках системного анализа построена иерархическая структура связей результатов тестирования студентов с уровнями их подготовки. Основной акцент сделан на оценке знаний по следующим разделам дисциплины:

1. Информационные системы и вычислительная техника (ИСиВТ);
2. Прикладное программное обеспечение (ПО MS Office);
3. Компьютерная графика (КГ);

4. Алгоритмизация;

5. Компьютерные сети (КС).

Диагностические инструменты включали стандартизированные тесты с заданиями различного типа:

– задания с одиночным выбором ответа;

– задания на установление соответствий;

– задания на перемещение объектов.

Эти методы широко применяются в образовательной практике, что подтверждается работами И.Д. Рудинского [1], Е.В. Славутской [2], О.А. Минеевой, М.В. Даричевой [3].

Результаты. Апробация метода "Дерево решений" на данных тестирования студентов продемонстрировала высокую эффективность алгоритма CART (Classification and Regression Trees), реализованного в библиотеке scikit-learn, что позволяет эффективно применять этот алгоритм для анализа учебной деятельности студентов даже при относительно небольшой выборке [2].

Основные выводы:

1. Прямая связь:

Академическая успеваемость студентов прямо коррелирует с их уровнем базовых знаний. Чем выше начальная подготовка студентов, тем выше результаты тестирования их знаний по рассматриваемой дисциплине.

2. Опосредованная связь:

Мотивация и вовлечённость в процесс обучения оказывают значительное влияние на академическую успеваемость. В частности, мотивированные студенты достигают лучших результатов даже при среднем уровне базовых знаний.

3. Классификация:

Метод "Дерево решений" распределил студентов на три уровня подготовки:

– начальный (НУ);

– средний (СУ);

– продвинутый (ПУ).

Классификация основана на усредненных результатах тестирования по всем разделам рассматриваемой дисциплины.

Пример зависимостей:

– Результаты студентов по разделу «Алгоритмизация» тесно связаны с успехами в разделе КГ (коэффициент корреляции 0.7), что указывает на необходимость усиления междисциплинарных связей в учебной программе.

– Низкая корреляция (0.25) между разделами КС и ИСиВТ подчёркивает различия в требованиях к навыкам в этих областях.

Введение

Современные образовательные программы требуют интеграции методов системного анализа и ИТ-технологий для повышения их адаптивности и эффективности [2]. В условиях растущего спроса на специалистов с цифровыми компетенциями такие подходы позволяют:

1. Точнее диагностировать уровень знаний студентов;

2. Адаптировать образовательные программы для устранения слабых мест;

3. Оценивать эффективность образовательных изменений с целью дальнейшей оптимизации программ.

Методы «Вход-Выход» и «Дерево решений» обладают рядом достоинств:

1. **Диагностика знаний:** достоверное определение уровня подготовки студентов;

2. **Адаптация обучения:** выявление сильных и слабых сторон знаний студентов по дисциплине для последующего усовершенствования учебного процесса и разработки индивидуализированных образовательных траекторий;

3. **Прогнозирование:** оценка эффективности изменений в образовательных программах.

Эти подходы позволяют создавать персонализированные образовательные траектории, адаптировать обучение под индивидуальные потребности студентов, повышать успеваемость студентов.

Модель «вход-выход».

Анализ «вход-выход», разработанный Леонтьевым В.В., изначально был предназначен для анализа экономических систем. Позднее этот подход адаптировали для различных сфер,

включая образование [5]. В образовательном контексте термин «вход» охватывает ресурсы и данные, используемые на начальном этапе подготовки студентов (например, результаты тестирования входного среза знаний, анкетные данные), «процесс» включает методы обучения и воздействия на образовательные программы (такие как введение новых учебных материалов, использование LMS Moodle), а «выход» представляет собой результаты обучения (например, итоги контрольного тестирования, прирост уровня знаний, освоенные компетенции) (рис.1).

Рис.1. Структура модели "Вход-Выход"

Принципы работы модели

В нашем исследовании модель «Вход-Выход» (Input-Output Model) используется для анализа общих изменений уровня знаний по результатам обучения студентов [5]. Этот метод позволяет оценивать влияние изменений, внесённых в образовательные программы и методы преподавания, на учебные результаты студентов.

Модель включает три основных компонента:

– **Входные данные:** начальные характеристики студентов, такие как результаты тестирования входного среза знаний, проведённого до начала обучения.

– **Процесс:** изменения в образовательных программах и методах преподавания, например, введение новых материалов или пересмотр методологии подачи материала.

– **Выход:** результаты тестирования контрольного среза знаний, которые отражают достигнутый уровень знаний после обучения.

Модель позволяет:

1. Сравнить начальные и итоговые показатели уровня знаний, чтобы выявить прирост знаний.
2. Оценить эффективность внесённых изменений в образовательный процесс.
3. Определить, какие аспекты обучения оказались наиболее результативными.

Основной целью применения модели является анализ успеваемости студентов, под которой понимаются не только их итоговые результаты, но и динамика изменений знаний. Анализ производится на основе сравнения результатов тестирования до и после внесения изменений.

Обоснование применения:

Использование модели «Вход-Выход» позволяет учесть все этапы образовательного процесса (от начального тестирования до итоговой оценки) и определить, насколько изменения в учебной траектории способствуют улучшению образовательных результатов.

Модель состоит из следующих компонентов:

1. **Индивидуальные данные студентов:** информация о каждом студенте, включая ФИО, результаты тестов и классификацию уровня знаний.

2. **Результаты по разделам дисциплины «Информатика»**:

– Раздел 1: Информационные системы и вычислительная техника (ИСиВТ) – P1;

– Раздел 2: Алгоритмизация – P2;

– Раздел 3: Компьютерная графика – P3;

– Раздел 4: Компьютерные сети – P4;

– Раздел 5: Прикладное программное обеспечение (MS Office) – P5.

Обозначения P1–P5 используются для упрощения анализа результатов тестирования студентов по каждому разделу дисциплины.

3. **Классификация знаний студентов:** определение уровня знаний студентов по трем категориям:

– Продвинутый уровень (ПУ): более 80 % от максимального количества баллов;

– Средний уровень (СУ): от 50 % до 80 %;

– Начальный уровень (НУ): менее 50 %.

Также в рамках анализа определяются:

– Успешные разделы (УР1-УР5): разделы дисциплины, в которых большинство студентов продемонстрировали высокий уровень знаний.

– Проблемные разделы (ПР1-ПР5): разделы дисциплины, в которых большинство студентов сталкиваются с трудностями.

Сравнение результатов тестирования до и после внесения изменений в образовательные программы позволяет оценить их эффективность и скорректировать образовательный процесс для каждого студента.

Модель «Дерево решений»

Наиболее часто модель «Дерево решений» применяется для решения регрессионных задач [6], задач классификации и по мнению ряда авторов [7], позволяет наиболее наглядно представить их решение [8].

Модель «**Дерево решений**» (ДР) *(Decision Tree Model)* представляет собой графическое отображение процесса принятия решений. На каждом этапе определяются значения, разделяющие данные на группы, что позволяет минимизировать неопределённость и выделить закономерности. Модель широко используется в машинном обучении для решения задач классификации и регрессии, что делает ее полезным инструментом интеллектуального анализа данных (Data Mining) [9] в образовательном процессе.

Методы интеллектуального анализа данных (ИИАД) пока не получили широкого распространения в образовательной сфере, главным образом из-за ориентации на работу с большими массивами данных [10]. В условиях ограниченных выборок, с которыми работают преподаватели, традиционные статистические методы остаются основным инструментом анализа [1]. Исключение составляют задачи автоматизации образовательных процессов, где все более активно применяются технологии машинного обучения, нейронные сети и другие методы искусственного интеллекта [11].

Применение ИИАД становится особенно полезным в случаях, когда образовательные тесты используют различные числовые шкалы [12]. Традиционные методы статистики сталкиваются с ограничениями при анализе причинно-следственных связей между образовательными характеристиками студентов и показателями успеваемости [13].

Латентные или опосредованные взаимосвязи между уровнями подготовки и академической успеваемостью студентов требуют использования методов, способных анализировать иерархически структурированные данные [2]. Например, нижний уровень анализа может учитывать баллы за выполнение конкретных заданий, средний уровень – обобщенные показатели успеваемости, а верхний – результаты классификации студентов по уровням знаний [14].

Использование системного анализа в рамках метода дерева решений

Метод дерева решений (МДР) можно рассматривать как один из инструментов системного анализа. Системный анализ предоставляет общий подход для понимания образовательного процесса как целостной системы, тогда как дерево решений используется для детализации и классификации данных, что позволяет выявлять ключевые проблемы и закономерности.

Системный анализ и МДР неразрывно связаны [2]. Системный анализ рассматривает образовательный процесс как целостную систему, а дерево решений выступает инструментом детализации и классификации данных об этом процессе. Такое сочетание позволяет:

– Классифицировать студентов по уровням знаний;

– Выявлять ключевые проблемные области дисциплины;

– Разрабатывать индивидуализированные стратегии обучения.

Анализ когнитивных и методических аспектов

В рамках исследования проанализированы два аспекта образовательной деятельности:

1. Когнитивный аспект. Включает диагностику уровня знаний студентов по разделам дисциплины, их способность применять знания при выполнении практических заданий;

2. Методический аспект. Фокусируется на анализе методов и технологий обучения, что позволяет адаптировать образовательные траектории под индивидуальные потребности студентов.

На каждом уровне знаний студентов (начальный, средний, продвинутый), определённых по результатам тестирования, анализировались следующие показатели:

– Способность решать практические задачи;

– Критическая оценка собственных результатов и результатов однокурсников [18];

– Готовность к самообучению и профессиональному развитию.

Применение системного анализа и метода дерева решений подтверждено результатами тестирования [15]. Классификация студентов на три уровня подготовки (начальный, средний, продвинутый) позволила выявить слабые и сильные стороны в освоении дисциплины, а также предложить персонализированные образовательные рекомендации. Это подтверждается ростом средних показателей знаний студентов (см. Таблицу 3).

Применение модели «Дерево решений» для анализа знаний

В настоящем исследовании метод ДР применялся в БФУ им. И. Канта для анализа результатов тестирования 62 студентов направления «Землеустройство и кадастры» по дисциплине «Информатика» [16]. Целью применения метода является классификация студентов по уровням знаний и выделение проблемных и успешных разделов курса. Студенты проходили тесты по пяти ключевым разделам дисциплины: ИСиВТ, ПО MS Office, КГ, Алгоритмизация и КС. В тестах использовались задания с одиночным выбором ответа, на установление соответствий и на перемещение объектов.

Результаты тестирования были классифицированы по трём уровням знаний: НУ, СУ, ПУ. Диагностические инструменты тестирования были подобраны таким образом, чтобы обеспечить выявление всех уровней освоения знаний. Тестирование проводилось на платформе LMS Moodle и включало 30 заданий (по 6 заданий в каждом разделе). Разнообразие типов заданий позволило охватить различные аспекты дисциплины [3].

В таблице 1 представлен пример классификации студентов на основе анализа данных тестирования.

Таблица 1

Пример классификации по дереву решений

Студент	**Р1 (%)**	**Р2 (%)**	**Р3 (%)**	**Р4 (%)**	**Р5 (%)**	**Итог (%)**	**Уровень знаний**	**Проблемные разделы (ПР)**	**Успешные разделы (УР)**
Студент1	99,8	89,8	99,5	99,3	99,0	97,5	ПУ	Нет проблем	УР1 ИСиВТ, УР2 ПО MS Office
Студент2	65,6	55,6	45,5	64,5	51,5	56,5	СУ	ПР1 ИСиВТ, ПР2 ПО MS Office	УР4 Алгоритми-зация
Студент3	23,5	33,0	17,83	18,67	19,67	22,5	НУ	ПР1 ИСиВТ, ПР2 ПО MS Office, ПР3 КГ	Нет успешных разделов
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...

Примечания к таблице:

Значения Р1–Р5 показывают процент правильных ответов по каждому разделу.

– Р1: «Информационные системы и технологии. Вычислительная техника» (ИСиВТ);

– Р2: «Прикладное программное обеспечение. Технологии обработки текстовой и числовой информации» (ПО MS Office);

– Р3: «Технологии обработки графической информации» (КГ);

– Р4: «Основы программирования. Алгоритмы» (Алгоритмизация);

– Р5: «Сетевые и телекоммуникационные технологии» (КС).

Итог (%): средний процент правильных ответов по разделам.

Уровень знаний:

– ПУ: Продвинутый уровень: ≥ 80 % правильных ответов;

– СУ: Средний уровень: 50-80 % правильных ответов;

– НУ: Начальный уровень: < 50 % правильных ответов.

Итоговый процент (средний результат) рассчитывается как среднее арифметическое процентных значений по всем разделам:

$$\text{Итог} = \frac{\text{Р1} + \text{Р2} + \text{Р3} + \text{Р4} + \text{Р5}}{5}$$

Построение и работа модели «Дерево решений»

Процесс построения дерева решений (ДР) базируется на последовательном разбиении данных на подмножества в зависимости от значений признаков, что позволяет минимизировать неопределенность (Рис.2).

– **Корневой узел:** Общий уровень знаний, основанный на итоговом среднем балле;

– **Ветви:** Разделы курса, используемые для дальнейшей классификации;

– **Листья:** Конечные узлы, представляющие уровни знаний студентов (ПУ, СУ, НУ) с рекомендациями.

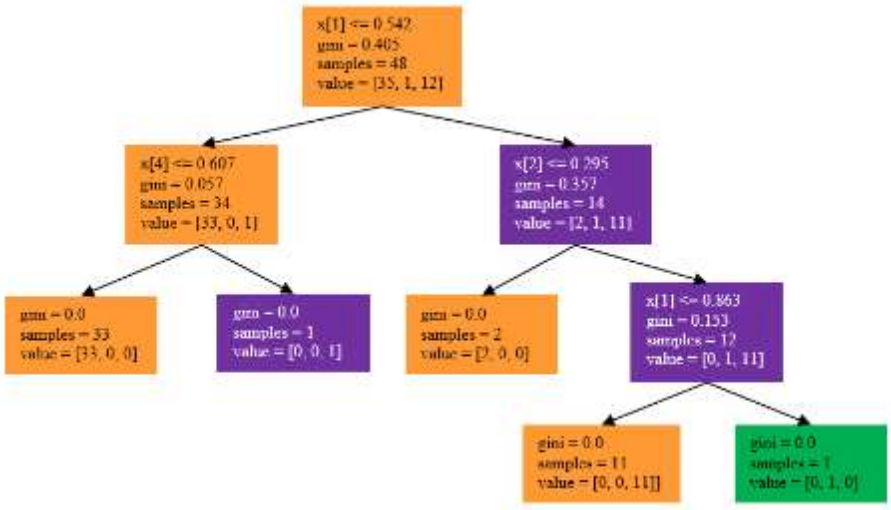

Рис. 2. Дерево решений для анализа уровня знаний студентов

Ключевые шаги:

Выбор целевой переменной (Y):

Целевая переменная – уровень знаний студента (ПУ, СУ, НУ).

Выбор признаков для разбиения:

Для построения модели используются следующие независимые переменные:

Набранный балл за каждое задание X_1;

Средний балл по разделам курса X_2;

Итоговый суммарный балл X_3.

Критерий разбиения:

Для оценки "чистоты" узлов применяется критерий Джини. Чем меньше значение критерия, тем более однородным является подмножество данных.

Критерий Джини позволяет оценить однородность подмножества данных после разбиения [20]. Чем меньше значение критерия, тем более «чистым» является узел – то есть студенты демонстрируют схожий уровень знаний.

Формула критерия Джини:

$$Gini = 1 - \sum_{k=1}^{K} p_k^2 \quad (1)$$

где p_k – доля объектов, принадлежащих классу k в текущем узле.

Пример расчёта:

В узле 22 студента, из которых:

19 имеют начальный уровень знаний $p_1 = \frac{19}{22}$:

3 студента – средний уровень знаний $p_2 = \frac{3}{22}$

Подставляя значения, получаем:

$$Gini = 1 - (p_1^2 + p_2^2) = 1 - \left(\left(\frac{19}{22}\right)^2 + \left(\frac{3}{22}\right)^2\right) \approx 0.240$$

Низкое значение критерия Джини ($Gini \approx 0.240$) указывает на то, что подавляющее большинство студентов в этом узле имеют начальный уровень знаний ($p_1 = 0{,}86$, или 86 %). Это подтверждает однородность выборки, что ожидаемо при таком распределении.

Рекомендации для преподавателя:

На основании анализа данных тестирования студентов (см. Таблицу 2), выявлено, что разделы «Информационные системы и вычислительная техника» (ИСиВТ) и «Компьютерная графика» являются наиболее сложными для студентов с начальным уровнем знаний. В частности:

– В разделе ИСиВТ 61,3 % студентов продемонстрировали начальный уровень знаний.

– В разделе «Компьютерная графика» этот показатель составил 82,3 %.

– Корреляционный анализ подтверждает значимость этих разделов для общего уровня подготовки студентов: коэффициент корреляции между результатами по ИСиВТ и итоговым результатом составляет 0,65, а по разделу «Компьютерная графика» – 0,72.

Рекомендации по устранению проблем:

Для раздела ИСиВТ:

– Включить задания, направленные на развитие логического мышления и навыков анализа профессионально ориентированных данных.

– Разработать практические кейсы, моделирующие реальные задачи землеустройства.

– Для раздела «Компьютерная графика»:

– Использовать пошаговые инструкции и демонстрации работы с графическими редакторами.

– Включить дополнительные упражнения, направленные на развитие практических навыков компьютерного картографирования.

Энтропия

Энтропия характеризует степень неопределённости в распределении данных. Она показывает, насколько равномерно объекты распределены по классам [29]. Формула расчета энтропии:

$$H(Y) = -\sum_{i=1}^{k} p_i log_2 p_i \quad (2)$$

где p_i – доля объектов относящихся к классу i,

k – количество классов.

Высокая энтропия: все классы представлены равномерно, что приводит к максимальной неопределённости.

Низкая энтропия: один из классов доминирует, что уменьшает неопределённость.

Количественные границы энтропии:

Максимальная энтропия зависит от количества классов (k) и рассчитывается как:

$$H_{max} = log_2 k \quad (3)$$

Для двух классов (k=2) максимальная энтропия составляет

$$H_{max} = log_2 2 = 1$$

Для трёх классов (k=3) максимальная энтропия составляет

$$H_{max} = log_2 3 \approx 1.585$$

Для десяти классов (k=10)

$$H_{max} = log_2 10 \approx 3.32$$

Для практического применения в анализе успеваемости студентов энтропия может быть интерпретирована следующим образом:

Интерпретация энтропии:

Высокая энтропия: *($H(Y) \approx H_{max}$)* свидетельствует о равномерном распределении студентов по уровням знаний, что указывает на необходимость персонализированного подхода к их обучению.

Низкая энтропия: *($H(Y) \approx 0$)* означает, что большая часть студентов обладает примерно одинаковым уровнем знаний.

Пример расчёта энтропии

Предположим, в выборке 62 студента:

25 студентов имеют начальный уровень знаний $p_{\text{НУ}} = \frac{25}{62} \approx 0.40$,

20 студентов – средний уровень, $p_{\text{СУ}} = \frac{20}{62} \approx 0.32$,

17 студентов – продвинутый уровень, $p_{\text{ПУ}} = \frac{17}{62} \approx 0.27$

Вычислим энтропию:

$$H(Y) = -(0.4\ log_2 0.4 + 0.32\ log_2 0.32 + 0.27\ log_2 0.27) \quad (4)$$

Подставляя значения:

$$H(Y) \approx -(0.4 \times (-1.32) + 0.32\ \times (1.65) + 0.27 \times (-1.89)) \approx 1.56$$

Интерпретация:

Полученное значение $H(Y)$≈1.56 близко к H_{max}=1.585, что указывает на почти равномерное распределение студентов по уровням знаний. Это говорит о необходимости персонализации обучения, чтобы эффективно работать со студентами, входящими в каждую группу.

Прирост информации ($IG(X)$) показывает, насколько разбиение данных по признаку X уменьшает неопределённость целевой переменной (Y):

$$IG(X) = H(Y) - H(Y|X) \quad (5)$$

где $H(Y)$ – энтропия до разбиения,

$H(Y|X)$ – условная энтропия после разбиения по признаку X.

Пример расчёта $IG(X)$

Разбиение выборки студентов по признаку «Выполнение задания *X*» даёт две группы:

Группа υ_1 (30 человек):

$p_{НУ}=0.5$, $p_{СУ}=0.3$, $p_{ПУ}=0.2$, $H(Y|X=\upsilon_1)=1.37$

Группа υ_2 (32 человека):

$p_{НУ}=0.31$, $p_{СУ}=0.34$, $p_{ПУ}=0.35$, $H(Y|X=\upsilon_2)=1.57$

Условная энтропия:

$$H(Y|X) = \frac{30}{62} \cdot 1.37 + \frac{32}{62} \cdot 1.51 \approx 1.476$$

Прирост информации:

$IG(X) = H(Y) - H(Y|X) = 1.56 - 1.476 \approx 0.084$

Интерпретация:

Положительное значение $IG(X)>0$ указывает на уменьшение неопределённости после разбиения. Это подтверждает, что выбранный признак *X* полезен для классификации студентов по уровням знаний.

Оценка порогового значения:

Практически значимым считается прирост информации $IG(X) > 0.1$, так как он свидетельствует о высокой информативности признака. Значения $IG(X) \leq 0.05$ считаются слабыми и могут указывать на незначительное влияние признака на классификацию. В рассматриваемом примере $IG(X) \approx 0.084$ говорит о том, что признак оказывает умеренное влияние на снижение неопределённости, но для более эффективной классификации рекомендуется учитывать дополнительные параметры.

Связь с успеваемостью студентов

Энтропия и прирост информации помогают выявить, насколько выполнение заданий *(X)* связано с распределением студентов по уровням знаний. В контексте тестирования студентов это означает:

– Если разбиение по признаку *X* даёт значимое снижение энтропии (значение *IG(X)* велико), то задание *X* хорошо дифференцирует студентов по уровням знаний.

– Напротив, низкий или отрицательный прирост информации указывает на слабую связь между заданием и уровнем знаний. Такие задания требуют пересмотра или исключения из анализа.

Выявление проблемных разделов дисциплины

Таблица 2 "Распределение студентов по уровням знаний и разделам дисциплины" показывает количество студентов, достигших начального, среднего и продвинутого уровня знаний по каждому разделу. Это помогает выявить разделы, требующие большего внимания. Например:

Высокая доля студентов с начальным уровнем знаний по разделу «Компьютерная графика» указывает на необходимость увеличения количества практических заданий для этого раздела;

Разделы, где доминируют студенты с продвинутым уровнем знаний, могут быть использованы для углубленного изучения и профессионального развития.

Энтропия и прирост информации служат не только для оценки тестовых заданий, но и для выявления эффективных направлений оптимизации учебного процесса.

Подобный подход соответствует современным методам количественной оценки объективности тестирования знаний, представленным в работе [12].

Таблица 2

Распределение студентов по уровням знаний и разделам курса

Уровень / Раздел	Р1	Р2	Р3	Р4	Р5
НУ	38	38	51	49	47
СУ	20	18	9	10	13
ПУ	3	5	1	2	1

Анализ результатов:

По завершении изучения дисциплины проведено контрольное тестирование, направленное на оценку изменений в знаниях студентов. Сравнение результатов входного тестирования (ВСЗ) и контрольного среза знаний (КСЗ) позволило выявить динамику успеваемости и оценить эффективность изменений в учебной программе.

Результаты тестирования представлены в таблице 3:

Таблица 3

Динамика результатов тестирования студентов на основе модели «Вход-Выход»

Фамилия	Сумма баллов ВСЗ	Сумма баллов КСЗ	Балл прироста
Студент 1	29,25	30	0,75
Студент 2	16,97	20,365	3,395
Студент 3	8,28	17,99	9,71
Студент N	…	…	…
Итого	**12,2**	**18,9**	**6,6**

Пояснение к таблице 3:

Сумма баллов ВСЗ (Входной срез знаний): балл, полученный студентом на тестировании перед началом изучения дисциплины. Средний балл по группе рассчитывается как сумма баллов всех студентов за задания по ключевым разделам, делённая на количество студентов.

Сумма баллов КСЗ (Контрольный срез знаний): балл, полученный студентом на тестировании после завершения курса. Отражает итоговый уровень знаний. Рассчитывается аналогично ВСЗ.

Балл прироста: Разница между результатами контрольного и входного тестирования, отражающая динамику знаний:

Балл прироста = Сумма баллов КСЗ – Сумма баллов ВСЗ

Анализ результатов

Как видно из таблицы 3, студенты в большинстве случаев продемонстрировали улучшение знаний по дисциплине «Информатика». Для оценки значимости различий между результатами входного и контрольного тестирования был использован t-критерий для связанных выборок (*paired t-test*). Этот метод позволяет определить, являются ли различия между средними значениями до и после обучения статистически значимы [12].

Методика расчета t-статистики

Формула для вычисления t-статистики для связанных выборок:

$$t = \frac{\bar{d}}{s_d/\sqrt{n}}$$

где $\bar{d}$ – средняя разница между оценками до (ВСЗ) и после (КСЗ);

s_d – стандартное отклонение разностей;

n – количество студентов в выборке.

Этапы расчета:

– Рассчитывается разность между оценками после курса (КСЗ) и до начала курса (ВСЗ) для каждого студента;

– Вычисляется среднее значение разностей d;

– Определяется стандартное отклонение разностей s_d;

Вычисляется t-статистика по приведенной формуле;

По таблице критических значений определяется p-значение для заданного уровня значимости $\alpha = 0{,}05$.

Результаты расчета:

На основе данных тестирования студентов были получены следующие значения:

– t-статистика: −3.64,

– p-значение: 0.0004.

Низкое значение p (p<0.05) указывает на то, что наблюдаемые изменения в результатах тестирования являются статистически значимыми и не являются случайными.

Интерпретация:

– Значение t–статистики со знаком «минус» показывает, что средний балл после обучения существенно возрос по сравнению с входным уровнем.

– Малое p-значение свидетельствует о высокой вероятности того, что наблюдаемый прирост знаний произошел вследствие образовательных мероприятий, а не случайных факторов.

Несмотря на общий прогресс (средний прирост 6,6 балла), результаты некоторых студентов остались ниже среднего, что указывает на необходимость персонализации преподавания сложных разделов курса.

Роль моделей «Вход-Выход» и «Дерево решений»

Применение двух моделей позволило получить комплексное представление о качестве организации образовательного процесса:

Модель «Дерево решений»:

Использовалась для классификации студентов по уровням знаний (начальный, средний, продвинутый).

Выявила ключевые разделы курса («Компьютерная графика», «Алгоритмизация»), которые оказались наиболее сложными для студентов с низким уровнем знаний. Это подтверждается высоким процентом ошибок, особенно в разделе «Компьютерная графика» (82 % ошибок у студентов с начальным уровнем).

На основе анализа структуры дерева были предложены рекомендации по доработке учебных материалов и персонализации образовательных траекторий.

Модель «Вход-Выход»:

– Позволила количественно оценить динамику знаний студентов на основе входных и выходных тестовых данных (ВСЗ и КСЗ).

Анализ изменения энтропии:

Снижение энтропии с 1.56 до 1.22 указывает на более четкую дифференциацию студентов по уровням знаний после курса. Это свидетельствует о том, что образовательная программа способствовала лучшему распределению студентов по группам в соответствии с их подготовкой, что позволяет применять персонализированные подходы к обучению.

Прирост информации:

– Положительное значение прироста информации IG=0.084 подтверждает, что внесенные изменения в учебный процесс способствуют снижению неопределённости и повышению эффективности тестирования.

Модель «Вход-выход» также подтвердила эффективность изменений в учебной программе через прирост информации (IG = 0.084) для ключевых заданий.

Синергетический эффект

Совместное использование моделей показало, что:

– «Дерево решений» помогает выявить проблемные разделы и факторы, влияющие на успеваемость.

– «Вход-Выход» позволяет количественно подтвердить значимость внесённых изменений и отслеживать прогресс студентов.

Взаимодополнение моделей повышает качество анализа, повышает его объективность и помогает принимать более обоснованные решения по оптимизации образовательного процесса.

Заключение

Применение методов системного анализа в образовательном процессе позволило классифицировать студентов по уровням знаний и выявить проблемные области, требующие доработки.

Результаты исследования зафиксировали статистически значимый прогресс в успеваемости студентов, что свидетельствует о повышении эффективности образовательных программ и лучшей дифференциации уровней подготовки. Положительная динамика знаний подтверждает успешность внесённых изменений и необходимость дальнейшей персонализации учебных траекторий.

Комплексный подход к анализу учебных данных способствует выявлению сильных и слабых сторон подготовки студентов и позволяет совершенствовать образовательный процесс с учётом индивидуальных потребностей. Персонализированные образовательные траектории помогают снизить долю студентов с низкими результатами и обеспечивают более точное соответствие содержания курсов их уровню подготовки.

Перспективы дальнейшего исследования включают адаптацию предложенных моделей для других дисциплин, углублённый анализ факторов, влияющих на успеваемость, а также разработку цифровых инструментов для автоматизации диагностики и мониторинга учебных достижений студентов.

Список источников

1. Рудинский, И. Д. Основы формально-структурного моделирования систем обучения и автоматизации педагогического тестирования знаний // Научно-техническое издательство Горячая линия-Телеком, 2004. – С. 202.

2. Славутская, Е. В. Вертикальный системный анализ данных психодиагностики учащихся с использованием метода «дерево решений» // Science for Education Today. – 2020. – Vol. 10. – № 3. – Pp. 87–107.

3. Минеева, О. А., Даричева, М. В. Организация тестирования в системе Moodle при обучении иностранному языку // Научно-педагогическое обозрение. Pedagogical Review. – 2016. – № 3(13). – Pp. 81–86.

4. Шайтура, С. В. Основные направления использования геоинформационных систем в землеустройстве и земельном кадастре // Вестник Курской государственной сельскохозяйственной академии. – 2022. – № 2. – С. 165–171.

5. Betti, M. J. An Input-Process-Output Analysis of the Department of English in the Colleges of Education in Iraq. 2021.

6. Ismail Fawaz, H. Deep learning for time series classification: a review // Data Min Knowl Disc. – 2019. – Vol. 33. – № 4. – Pp. 917–963.

7. Genrikhov, I. E., Djukova E.V. About methods of Synthesis Complete Regression Decision Trees // Pattern Recognit. Image Anal. – 2019. – Vol. 29. – № 3. – Pp. 457–470.

8. Adriaens, F., Lijffijt J., De Bie T. Subjectively interesting connecting trees and forests // Data Min Knowl Disc. – 2019. – Vol. 33. – № 4. – Pp. 1088–1124.

9. Левитин, А. В. Алгоритмы: введение в разработку и анализ. – Москва : Издательский дом Вильямс, 2006.

10. Kurdi, G. A Systematic Review of Automatic Question Generation for Educational Purposes // Int J Artif Intell Educ. – 2020. – Vol. 30. – № 1. – Pp. 121–204.

11. Резниченко, Н. С., Шилов, С. Н., Абдулкин, В. В. Нейросетевой подход в решении медико-психологических проблем и в диагностическом процессе у лиц с ограниченными возможностями здоровья (обзор литературы) // Журнал Сибирского федерального университета. Серия: Гуманитарные науки. – 2013. – Т. 6. – № 9. – С. 1256–1264.

12. Грушецкий, С. В., Рудинский, И. Д. Модель статистического оценивания знаний // Информационные технологии. – 2004. – № 12. – С. 48–54.

13. Вдовина, С. А., Кунгурова, И. М. Сущность и направления реализации индивидуальной образовательной траектории // Вестник евразийской науки. Общество с ограниченной ответственностью «Издательский центр «Науковедение». – 2013. – № 6(19). –175 с.

14. Сысоев, П. В. Обучение по индивидуальной траектории // Язык и культура. – 2013. – № 4(24). – С. 121–131.

15. Перязева, Ю. В., Калганов, Р. Г. Формирование индивидуальных образовательных траекторий в традиционных LMS // Современные информационные технологии и ИТ-образование. Фонд содействия развитию интернет-медиа, ИТ-образования, человеческого потенциала «Лига интернет-медиа». – 2020. – Вып. 3. – 2020. – С. 754–763.

16. Ли, О. Ю. Развитие профессиональных навыков студентов в области землеустройства и кадастров с помощью дисциплины «информатика» // Туристско-рекреационный потенциал и особенности развития туризма и сервиса : сб. статей Всероссийской межвузовской научно-практической конференции. – 2023. – № 17. – С. 318–322.

17. Genrikhov, I. E., Djukova, E. V., Zhuravlev, V. I. On full regression decision trees // Pattern Recognit. Image Anal. – 2017. – Vol. 27. – № 1. – Pp. 1–7.

18. Quinlan, J. R. Induction of decision trees // Mach Learn. – 1986. – Vol. 1. – № 1. – Pp. 81–106.
19. Мифтахова, А. А. Применение метода дерева решений для решения задач классификации и прогнозирования // Инфокоммуникационные технологии. 2016. – Вып. 14. – № 1. – С. 64–70.
20. Полин, Я. А. Деревья решений в задачах классификации: особенности применения и методы повышения качества классификации // Современные наукоемкие технологии. Общество с ограниченной ответственностью «Издательский Дом» Академия. – 2020. – № 9. – С. 59–63.

References

1. Rudinsky, I. D. Fundamentals of formal-structural modeling of learning systems and automation of pedagogical testing of knowledge // Scientific and technical publishing house Goryachaya Liniya-Telecom. – 2004. – Pp. 202.
2. Slavutskaya, E. V. Vertical systems analysis of students' psychodiagnostics data using the "decision tree" method // Science for Education Today. – 2020. – Vol. 10. – № 3. – Pp. 87–107.
3. Mineeva, O. A., Daricheva, M. V. Organization of testing in the Moodle system when teaching a foreign language // Scientific and pedagogical review. Pedagogical Review. – 2016. – № 3(13). – Pp. 81–86.
4. Shaitura S. V. The main directions of using geographic information systems in land management and land cadastre // Bulletin of the Kursk State Agricultural Academy. – 2022. – № 2. – Pp. 165–171.
5. Betti, M. J. An Input-Process-Output Analysis of the Department of English in the Colleges of Education in Iraq. 2021
6. Ismail Fawaz H. Deep learning for time series classification: a review // Data Min Knowl Disc. – 2019. – Vol. 33. – № 4. – Pp. 917–963.
7. Genrikhov, I. E., Djukova, E. V. About methods of Synthesis Complete Regression Decision Trees // Pattern Recognit. Image Anal. – 2019. – Vol. 29. – № 3. – Pp. 457–470.
8. Adriaens, F., Lijffijt, J., De Bie, T. Subjectively interesting connecting trees and forests // Data Min Knowl Disc. – 2019. – Vol. 33. – № 4. – Pp. 1088–1124.
9. Levitin, A. V. Algorithms: Introduction to Development and Analysis. Williams Publishing House, 2006.
10. Kurdi G. A Systematic Review of Automatic Question Generation for Educational Purposes // Int J Artif Intell Educ. – 2020. – Vol. 30. – № 1. – Pp. 121–204.
11. Reznicenko, N. S., Shilov, S. N., Abdulkin, V. V. Neural network approach to solving medical and psychological problems and in the diagnostic process in individuals with disabilities (literature review) // Journal of the Siberian Federal University. Series: Humanities. – 2013. – Vol. 6. – № 9. – Pp. 1256–1264.
12. Grushetsky, S. V., Rudinsky, I. D. Model of statistical assessment of knowledge // Information technologies // Limited Liability Company novye Tekhnologii Publishing House. – 2004. – № 12. – Pp. 48–54.
13. Vdovina, S. A., Kungurova, I. M. The Essence and Directions of Implementation of an Individual Educational Trajectory // Bulletin of Eurasian Science. Limited Liability Company "Science Science Publishing Center". – 2013. – № 6(19). – Pp. 175.
14. Sysoev, P. V. Individual Trajectory Training // Language and Culture. – 2013. – № 4(24). – Pp. 121–131.
15. Peryazeva, Yu. V., Kalganov, R. G. Formation of individual educational trajectories in traditional LMS // International scientific journal "Modern information technologies and IT education". Foundation for Assistance to the Development of Internet Media, IT education, human potential "Internet Media League". – 2020. – Vol. 3.– 2020. – Pp. 754–763.
16. Lee, O. Yu. Development of students' professional skills in the field of land management and cadastres using the discipline "informatics" // Tourist and recreational potential and features of tourism and service development: collection of articles of the All-Russian interuniversity scientific and practical conference. – 2023. – № 17. – Pp. 318–322.
17. Genrikhov, I. E., Djukova, E. V., Zhuravlev, V. I. On full regression decision trees // Pattern Recognit. Image Anal. – 2017. – Vol. 27. – № 1. – Pp. 1–7.
18. Quinlan, J. R. Induction of decision trees // Mach Learn. – 1986. – Vol. 1. – № 1. – Pp. 81–106.
19. Miftakhova, A. A. Application of the decision tree method for solving classification and forecasting problems // Infocommunication technologies. – 2016. – Vol. 14. – № 1. – Pp. 64–70.
20. Polin, Ya. A. Decision trees in classification problems: application features and methods for improving the quality of classification // Modern science-intensive technologies. Limited Liability Company "Publishing House" Academy. – 2020. – № 9. – Pp. 59–63.

Информация об авторах

И. Д. Рудинский – доктор педагогических наук, профессор;
О. Ю. Ли – аспирант.