

Научная статья**УДК 378.146****DOI: 10.25683/VOLBI.2023.65.785****Dmitry Mikhailovich Nazarov**

Doctor of Economics, Associate Professor,
Head of the Department of Business Informatics,
Ural State University of Economics
Ekaterinburg, Russian Federation
slup2005@mail.ru
SPIN-код: 2424-3457, AuthorID: 392155

Дмитрий Михайлович Назаров

д-р экон. наук, доцент,
заведующий кафедрой бизнес-информатики,
Уральский государственный экономический университет
Екатеринбург, Российская Федерация
slup2005@mail.ru
SPIN-code: 2424-3457, AuthorID: 392155

МОДЕЛЬ ОЦЕНКИ СФОРМИРОВАННОСТИ КОМПЕТЕНЦИЙ СТУДЕНТОВ

5.8.7 — Методология и технология профессионального образования

Аннотация. В условиях цифровой трансформации системы образования проблема оценки уровня компетенций студентов становится особенно актуальной. Ее актуальность обусловлена интенсивной глобализацией образовательных процессов, стремительным проникновением информационных технологий во все сферы деятельности человека. Постоянно обновляющиеся образовательные стандарты и требования к подготовке специалистов делают разработку инновационных моделей оценки сформированности компетенций важной научной задачей педагогической науки. Статья представляет собой комплексное исследование, направленное на систематизацию и глубокий анализ возможностей методов регуляризации, в частности гребневой регрессии (Ridge Regression), регрессии лассо (Lasso Regression) и эластичной регрессии (Elastic Net Regression), в рамках традиционных регрессионных моделей в диагностике и прогнозировании степени сформированности компетенций студентов, обогащая тем самым педагогическую практику современными инструментами машинного обучения.

Автор подробно рассматривает гребневую регрессию, регрессию лассо и эластичную регрессию, акцентируя

внимание на их специфике, применимости в оценке эффективности в рамках образовательного процесса. Особое внимание уделено описанию новых подходов в оценке сформированности компетенций.

Цель исследования: разработать и верифицировать модель оценки сформированности компетенций студентов, основываясь на одном из современных методов регуляризации эластичной регрессии, чтобы обеспечить объективную, систематическую и адаптивную диагностику уровня профессиональных компетенций учащихся в условиях современного образовательного процесса. Работа ориентирована на педагогов, преподавателей высших учебных заведений, исследователей и экспертов в области Data Science, желающих интегрировать современные методы машинного обучения в образовательную среду.

Ключевые слова: Data Science, оценка уровня компетенций, методы регуляризации, машинное обучение, прогнозирование, компетентностный подход, компетенция, гребневая регрессия, регрессия лассо, эластичная регрессия, язык R

Для цитирования: Назаров Д. М. Модель оценки сформированности компетенций студентов // Бизнес. Образование. Право. 2023. № 4(65). С. 277—282. DOI: 10.25683/VOLBI.2023.65.785.

Original article**MODEL FOR ASSESSING THE FORMATION OF STUDENTS' COMPETENCES**

5.8.7 — Methodology and technology of vocational education

Abstract. In the context of the digital transformation of the education system, the problem of assessing the level of students' competences becomes especially relevant. Its relevance is due to the intensive globalization of educational processes, the rapid penetration of information technologies into all spheres of human activity. Constantly updated educational standards and requirements for the training of specialists make the development of innovative models for assessing the formation of competences an important scientific task of pedagogical science. The article is a comprehensive study aimed at systematizing and in-depth analysis of the capabilities of regularization methods, in particular, Ridge Regression, Lasso Regression, and Elastic Net Regression within the framework of traditional regression models in diagnosing and forecasting the level of the students' competence formation, thereby enriching pedagogical practice with modern machine learning tools.

The author considers in detail Ridge Regression, Lasso Regression, and Elastic Net Regression, focusing on their

specifics and applicability in assessing effectiveness of the educational process. Particular attention is paid to the description of new approaches to assessing the formation of competences.

The purpose of the study is to develop and verify a model for assessing the formation of students' competences, based on one of the modern methods of Elastic Net Regression, in order to provide an objective, systematic and adaptive diagnosis of the level of students' professional competencies in the modern educational process. The work is aimed at educators, teachers of higher educational institutions, researchers and experts in the field of Data Science who want to integrate modern methods of machine learning into the educational environment.

Keywords: Data Science, competence level assessment, regularization methods, machine learning, forecasting, competence-based approach, competence, Ridge Regression, Lasso Regression, Elastic Net Regression, R language

For citation: Nazarov D. M. Model for assessing the formation of students' competences. *Biznes. Obrazovanie. Pravo = Business. Education. Law.* 2023;4(65):277—282. DOI: 10.25683/VOLBI.2023.65.785.

Введение

В последние годы наблюдается активное развитие и внедрение цифровых технологий в многих областях деятельности человека, в т. ч. и образовании. Цифровая трансформация стимулирует революционные изменения и в образовательном процессе в целом, и в методах оценки учебных достижений студентов в частности. Наука о данных становится ключевым элементом этой трансформации, позволяя разрабатывать индивидуальные образовательные траектории, учебные программы и строить различные модели прогнозирования.

Современное образование сталкивается с рядом вопросов, особенно в части оценки профессиональных компетенций, которые были внедрены в образовательный процесс благодаря переходу российского образования на так называемый компетентностный подход в образовании. Первые попытки внедрения компетентностного подхода в систему высшего образования были предприняты в США и странах Западной Европы в 1990-е гг. Однако наибольшее распространение этот подход получил в начале XXI в., особенно после подписания Болонской декларации и создания Болонского процесса, целью которого было создание единого европейского образовательного пространства. С тех пор многие отечественные и зарубежные ученые, в их числе С. Velde, L. Holmes, Э. Зеер, И. А. Зимняя, D. McClelland, А. В. Хуторской и др., фокусируются на разработке новых механизмов оценки, отвечающих требованиям современной педагогики в рамках компетентностного подхода. Несмотря на разнообразие существующих методик, разработанных в России и за рубежом, по-прежнему актуален вопрос поиска подходов, адаптированных к современным условиям и потребностям образования, которые могли бы на основании объективных данных оценить уровень сформированности компетенций студентов разных направлений бакалавриата и магистратуры.

Целью исследования является разработка модели оценки уровня сформированности компетенций с помощью методов машинного обучения, основанных на идеях регуляризации. Результаты работы модели будут продемонстрированы на данных об успеваемости студентов по специальности «Бизнес-информатика» в Уральском государственном экономическом университете.

Научная новизна предлагаемого исследования заключается в том, что впервые в оценке уровня сформированности компетенций были применены методы регуляризации, реализованные на языке программирования R, который в свою очередь является стандартом в международной практике для построения моделей в рамках научных исследований.

Теоретическая значимость исследования заключается в раскрытии принципов регуляризации при оценке уровня сформированности компетенций, которые широко используются западными учеными при проведении различных исследований и недостаточно часто (практически нулевой уровень) — отечественными.

Практическая значимость исследования обусловлена тем, что показана конкретная методика сбора данных, их подготовки для построения модели, которая может быть легко тиражируема на другие образовательные учреждения.

Основная часть

В статье будет рассмотрена сущность оценки уровня сформированности компетенций в рамках компетентностного подхода, а также будут описаны ключевые алгоритмы и методы регуляризации — гребневая регрессия (*Ridge Regression*), регрессия лассо (*Lasso Regression*) и эластичная регрессия (*Elastic Net Regression*). Методы регуляризации будут применены в контексте оценки уровня сформированности компетенций у студентов Уральского государственного экономического университета.

Сущность оценки уровня сформированности компетенций в системе высшего образования. В современной системе высшего образования особое внимание уделяется оценке уровня сформированности компетенций. Этот акцент в оценке появился благодаря внедрению компетентностного подхода, который стал глобальным трендом и резко изменил систему образования во многих странах мира, включая Россию.

Оценка уровня сформированности компетенций — это один из ключевых аспектов в системе высшего образования, который напрямую коррелирует с качеством обучения и готовностью студентов к профессиональной деятельности. По сути, такая оценка определяет уровень синтеза теоретических знаний и практических навыков студентов.

Компетентностный подход — это методика обучения, фокус которой делается не столько на объеме и содержании передаваемых знаний, сколько на развитии умений, навыков и способностей применять эти знания на практике. Главная цель компетентностного подхода — это подготовка выпускника, способного решать конкретные профессиональные задачи на основе принятых стандартов и критериев.

Компетентностный подход в образовании — явление не новое. Исследования в этой области активно начались в 1970—1980-х гг. на Западе, одним из основоположников данного направления считается Дэвид МакКлелланд. Он утверждал, что успешность в профессиональной деятельности определяется не столько академическими знаниями, сколько реальными навыками и способностями человека [1].

Российская система высшего образования приняла на вооружение компетентностный подход в начале 2000-х гг. Это было связано с модернизацией образовательных стандартов и присоединением к Болонскому процессу. В научной литературе представлено множество интерпретаций и определений компетентностного подхода — все они отражают различные аспекты концепции и подчеркивают ее многогранность. Однако, обобщая их, можно выделить две ключевые, представляющие сущность компетентностного подхода.

В широком смысле компетентностный подход — это система обучения, где основное внимание уделяется формированию у студента готовности и способности к успешной деятельности в различных сферах жизни, основанной на интеграции знаний, навыков и личностных качеств [2—5].

В узком смысле компетентностный подход определяется как методология обучения, центром которой является студент и его потребности, а результатом — формирование профессиональных компетенций, необходимых для успешного становления и личностного развития в соответствии с современными требованиями общества и рынка труда [3; 6—10].

С развитием компетентностного подхода в сфере высшего образования возникла необходимость в разработке методов и инструментов для оценки степени освоения студентами профессиональных компетенций. Эта тема становится предметом научного дискурса среди педагогов, потому что традиционные формы контроля, такие как экзамены или тестирование, не всегда способны оценить реальную способность студента применять теоретические знания в практической деятельности. Сущность оценки уровня сформированности компетенций заключается не только в определении качества знаний студента, но и способности студента анализировать информацию, работать в команде, решать нестандартные задачи и множество других факторов, которые отражают готовность выпускника к реальной жизни. При этом оценка сформированности компетенций представляет собой процесс определения того, насколько умения, навыки и знания студента соответствуют заранее установленным критериям или стандартам. Главное в этом процессе — оценить, насколько студент способен применять знания в реальных профессиональных ситуациях.

В различных странах мира были созданы уникальные методы оценки сформированности компетенций, которые включают в себя кейс-методы, портфолио, методы проектного обучения, самооценку, интервью и многие другие, позволяющие студентам демонстрировать свои практические навыки [11—13].

В России в рамках интеграции в Болонский процесс также активно разрабатываются и внедряются методики оценки, соответствующие принципам компетентностного подхода. При этом процесс оценки стал более сложным и многогранным, включая в себя не только привычные зачеты и экзамены, но и технологии индуктивного обучения (методика от «частного к общему»), подразумевающие разбор конкретных кейсов с последующим обобщением и многие другие инструменты [11; 13; 14].

Оценка уровня сформированности компетенций на основе федеральных государственных образовательных стандартов (далее — ФГОС) с использованием кейсов, ситуационных задач и контрольных работ представляет собой комплексный и многоаспектный подход к измерению знаний, умений и навыков студентов.

Суть этого подхода заключается в следующем:

1. Целенаправленность на стандарты, т. е. на требования ФГОС, что гарантирует, соответствие компетенций национальным и отраслевым стандартам высшего образования и требованиям рынка труда.

2. Использование кейсов, которые позволяют студентам демонстрировать свои навыки решения реальных или гипотетических профессиональных задач, отражая при этом их способность анализировать ситуацию, принимать решения и действовать в условиях неопределенности.

3. Применение ситуационных задач, которые требуют от студентов применения их знаний и умений в контексте конкретных, часто непредвиденных обстоятельств, что помогает оценить их готовность к практической деятельности в реальных условиях.

4. Использование традиционных контрольных работ, позволяющих педагогу оценить теоретические знания студентов, их умение систематизировать информацию и применять полученные знания на практике.

Таким образом, оценка уровня сформированности компетенций на основе ФГОС с применением указанных методик позволяет не просто фиксировать уровень

знаний студента, но и определить его способность применять эти знания в различных профессиональных контекстах. Этот подход способствует формированию у студентов готовности к решению сложных профессиональных задач, характерных для их будущей профессиональной деятельности.

Применение методов регуляризации для оценки уровня сформированности компетенций студентов. С развитием технологий в области машинного обучения у образовательных учреждений появилась возможность глубокого анализа данных об успеваемости студентов и более точной и эффективной оценки сформированности уровня компетентности.

Традиционным в смысле оценки и прогнозирования является регрессионный анализ. Этот метод позволяет прогнозировать количественные показатели, например итоговую оценку студента, на основе различных входных данных (посещаемость, результаты промежуточных тестов, активность на онлайн-платформах и т. д.). Однако этот метод очень чувствителен к некоторым особенностям данных, таким как закон распределения, мультиколлинеарность и др. [15].

С появлением алгоритмов машинного обучения традиционный регрессионный анализ был дополнен методами регуляризации, к которым относится гребневая регрессия (*Ridge Regression*), регрессия лассо (*Lasso Regression*) и эластичная регрессия (*Elastic Net Regression*). Эти методы могут быть применены в анализе данных по образовательному процессу и оценке уровня компетентности студентов разных форм и направлений обучения.

Основная идея гребневой регрессии состоит в том, что она вносит L_2 -регуляризацию в стандартную линейную регрессию. Это помогает предотвратить переобучение, штрафую большие значения коэффициентов.

Основное уравнение гребневой регрессии добавляет член регуляризации к сумме квадратов ошибок:

$$J(t) = MSE(t) + \alpha \times \sum_{i=1}^n t_i^2,$$

где α — параметр регуляризации.

Гребневая регрессия хорошо работает в моделях прогнозирования, где много признаков (предикторов) и существует мультиколлинеарность между ними. Ее применение в образовательном процессе будет эффективным при прогнозировании успеваемости студентов на основе их предыдущих оценок, а также при определении влияния различных факторов (например, объема часов, количества контрольных точек и т. д.) на итоговую успеваемость.

Регрессия лассо в качестве основной идеи использует L_1 -регуляризацию. Основное ее отличие от гребневой регрессии заключается в том, что регрессия лассо может сводить некоторые коэффициенты регрессии к нулю, тем самым делая отбор признаков по принципу «важные или не важные». Основное уравнение регрессии лассо добавляет член регуляризации к общей ошибке в следующем виде:

$$J(t) = MSE(t) + \alpha \times \sum_{i=1}^n |t_i|.$$

Регрессия лассо эффективно используется тогда, когда в модели много признаков, и мы предполагаем, что только небольшое их число действительно важно.

Эластичная регрессия является компромиссом между гребневой и регрессией лассо, добавляет и $L1$, и $L2$ регуляризацию к функции ошибки. Математическая форма имеет вид:

$$J(t) = MSE(t) + \frac{1-r}{2} \times \alpha \times \sum_{i=1}^n t_i^2 + r \times \alpha \times \sum_{i=1}^n |t_i|,$$

где r — это параметр, смешивающий между собой два метода регуляризации $L1$ и $L2$.

Эластичная регрессия сочетает штрафы гребневой и регрессии Лассо, что делает ее гибким методом, особенно когда есть много коррелированных признаков. Это определяет ее применение в прогнозировании успеваемости студентов с использованием большого набора данных с множеством коррелирующих переменных и управлении мультиколлинеарностью для создания устойчивых и интерпретируемых моделей.

Таким образом, регуляризация — это мощный инструмент для предотвращения переобучения регрессионных моделей, особенно в ситуациях, когда в модели много признаков по сравнению с количеством данных или когда некоторые признаки сильно коррелированы. Выбор конкретного метода зависит от особенностей данных и предполагаемых свойств модели.

Методы регуляризации, такие как гребневая регрессия, регрессия лассо и эластичная регрессия, предоставляют современные инструменты из области *Data Science* для более глубокого и детального анализа данных по образовательному процессу. Их применение может существенно усовершенствовать системы оценки, делая их более адекватными и отражающими реальное состояние компетенций студентов. Так, с помощью этих методов можно выявлять не только прямые зависимости, но и сложные взаимосвязи между различными аспектами процесса обучения, что будет способствовать выработке индивидуального подхода к обучению практически каждого студента.

Модель оценки уровня сформированности компетенций студентов на основе эластичной регрессии. При построении модели оценки уровня сформированности компетенций студентов с помощью языка программирования *R* для реализации эластичной регрессии была использована популярная библиотека **glmnet**. Эта библиотека предоставляет широкий инструментарий для работы с регуляризованными регрессионными методами, включая гребневую и регрессию лассо, а также их комбинацию в виде эластичной регрессии [15].

Применение библиотеки **glmnet** позволяет удобно настраивать ключевые параметры модели:

– **α (альфа)** — параметр, который определяет баланс между гребневой и регрессией Лассо. Если $\alpha = 0$, то это

эквивалентно гребневой регрессии; если $\alpha = 1$, то это регрессия лассо. Значения между 0 и 1 обеспечивают комбинацию штрафов обоих методов.

– **r (ар)** — параметр регуляризации, который контролирует значение штрафа для коэффициентов регрессии. При $r = 0$ регуляризация не применяется, и модель сводится к обычной линейной регрессии. При очень больших значениях r штраф становится таким большим, что большинство коэффициентов стремится к нулю, делая модель чрезмерно простой.

В рамках кросс-валидации функция **cv.glmnet** автоматически исследует широкий диапазон возможных значений r и возвращает значение, при котором ошибка прогнозирования на кросс-валидации минимальна. В рамках нашей задачи была проведена кросс-валидация для различных значений r и получено оптимальное значение $r = 0,07$.

Покажем применение этой модели для оценки уровня сформированности компетенций студентов по направлению бакалавриата 38.03.05 — «Бизнес-информатика» в Уральском государственном экономическом университете.

Будем оценивать уровень сформированности компетенции ПК-3 — Подготовка данных для проведения аналитических работ по исследованию больших данных.

Эта компетенция формируется девятью дисциплинами:

1. Интеллектуальные системы бизнес-анализа.
2. Анализ данных в цифровой экономике.
3. Управление информационными системами.
4. Технологии бизнес-аналитики.
5. Компьютерное моделирование экономических процессов.
6. Алгоритмы нейронных сетей.
7. Информационные сервисы организации и управления бизнесом.
8. Перспективные информационные технологии.
9. Основы информационной безопасности.

В каждом семестре по дисциплине выставляются три контрольные точки и итоговая оценка, т. е. всего четыре оценки. Все оценки выставляются в 100-балльной системе. В университете имеется Единая информационная система, которая предусматривает выгрузку данных в формате файла *Excel*. Итоговая оценка по компетенции — это рейтинг за экзамен или зачет последней дисциплины, ее формирующей. В результате выгрузки получилась таблица, содержащая 45 колонок оценок (рейтингов) вместе с одной итоговой и 20 строк (по количеству студентов в группе). Фрагмент этой таблицы представлен в табл. 1.

Приведем подробный анализ модели. Эта модель формирует компетенцию ПК-3. Фрагмент результата работы этой модели приведен в табл. 2.

Таблица 1

Оценки студентов по дисциплинам в 100-балльной шкале

Student_ID	Subject_1_1	Subject_1_2	...	Subject_9_4	Score_PK-3
1	81	75	...	76	70
2	92	62	...	47	78
...
20	75	64	...	50	65

Примечание: Subject_i_j — оценка студента по i -й дисциплине и j -й контрольной точке, $i = 1...9, j = 1...4$; Score_PK-3 — итоговый рейтинг по компетенции ПК-3.

Таблица 2

Значения коэффициентов эластичной регрессии

Коэффициенты	Значения
(Intercept)	62.71
Subject_1_1	0.23
Subject_1_2	0.15
Subject_1_3	0.25
Subject_1_4	0.11
Subject_2_1	-0.05
Subject_2_2	0.00
Subject_2_3	0.01
Subject_2_4	0.02
...	...
Subject_8_4	0.12
Subject_9_1	-0.17
Subject_9_2	0.03
Subject_9_3	0.01
Subject_9_4	0.00

Интерпретация результатов работы модели:

1. **(Intercept) 62,71.** Это базовое значение рейтинга по компетенции ПК-1, которое будет у студента, если все остальные переменные равны нулю.

2. **Subject_2_1 -0,05.** Отрицательный коэффициент говорит о том, что с каждым увеличением оценки по первой контрольной точке первой дисциплины на единицу рейтинг по компетенции ПК-3 уменьшится на 0,05 единицы. Понятно, что этот результат противоречит здравому смыслу, а значит, можно предположить, что все отрицательные коэффициенты суть нули.

3. **Subject_2_2 0.00 и Subject_9_4 0.00.** Эти переменные не оказывают влияния на формирование компетенции, т. к. их коэффициенты равны нулю. Это может означать, что оценки студентов по второй и четвертой контрольным точкам первой дисциплины не связаны с их итоговым рейтингом по компетенции ПК-3.

Проводя такой анализ, удалось обнаружить, что количество дисциплин, формирующих компетенцию ПК-3, чрезмерно большое. На основе этой модели можно сделать вывод о том, какие дисциплины и их контрольные точки являются наиболее значимыми для формирования компетенции (те, у которых коэффициенты далеки от нуля), а какие — нет (те, у которых коэффициенты равны или приближены к нулю).

В итоге было определено, что для формирования компетенции ПК-3 достаточно трех дисциплин («Интеллектуальные системы бизнес-анализа», «Компьютерное моделирование экономических процессов», «Алгоритмы нейронных сетей»). Таким образом, использование библиотеки **glmnet** на языке *R* позволило не только гибко настроить параметры эластичной регрессии, но и обеспечить качественное и эффективное моделирование на основе имеющихся данных.

Далее нами в рамках первой модели был реализован прогноз оценки, например студент под номером 1 имеет предсказанную оценку сформированности компетенции ПК-3, равную 73,10, студент под номером 7 — 84,11, под номером 9 — 62,72, под номером 19 — 53,51.

Итак, наша модель дает следующие значения:

$$MAE = 4,1;$$

$$MSE = 23,2;$$

$$R^2 = 0,81.$$

MAE (*Mean Absolute Error*) — средняя абсолютная ошибка. Это среднее значение модулей ошибок между предсказанными и реальными значениями. В среднем модель ошибается на 4,1 единицы при прогнозировании оценки сформированности компетенции. Это показывает, насколько, в среднем, предсказания отклоняются от реальных значений.

MSE (*Mean Squared Error*) — средняя квадратичная ошибка. Это среднее значение квадратов ошибок между предсказанными и реальными значениями. MSE является показателем качества модели, который штрафует модель сильнее за более крупные ошибки, чем за меньшие. Значение 23,2 говорит о том, что в среднем квадрат разницы между реальным и прогнозируемым значениями равен 23,2.

R^2 (*R-squared*, коэффициент детерминации) — показывает долю дисперсии зависимой переменной, которая объяснена всеми независимыми переменными в модели.

Значение 0,81 говорит о том, что 81 % вариации зависимой переменной Score_ПК-3 объясняется нашей моделью. Это довольно высокое значение, что говорит о хорошей подгонки модели.

В общем, данные метрики показывают, что модель довольно хорошо объясняет вариации в данных и обладает хорошей обобщающей способностью модели, т. к. все оценки изменяются в диапазоне от 0 до 100.

Прогнозы, которые были получены, адекватно отражают действительные рейтинги студентов, что подчеркивает надежность и актуальность использованных методик. Несмотря на то, что точность прогнозов во многом зависит от качества оценивания студентов, а также от индивидуальных методик оценки разных преподавателей, расширение выборки, включая большее число студентов и дисциплин, позволяет строить всё более точные и объективные модели. Эти модели будут способны более точно отражать реальную успеваемость студентов.

Заключение

В заключение необходимо подчеркнуть, что роль *Data Science* в современной педагогике становится всё более значимой. Методы *Data Science*, такие, например, как методы регуляризации, не просто набор инструментов для анализа данных, но и инновационный подход в педагогике, позволяющий соединить традиционные методы оценивания с быстро развивающейся цифровизацией системы образования. Использование аналитики, основанной на данных, предоставляет учебным заведениям возможность принимать взвешенные решения, направленные на повышение качества образовательного процесса и его актуализацию с учетом современных требований. К тому же применение моделей машинного обучения на основе методов регуляризации в оценке уровня сформированности компетенций открывает новые возможности для глубокой персонализации процесса обучения.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Макклелланд Д. Мотивация человека. М. : Питер, 2007. 669 с.
2. Holmes L. Understanding Professional Competence: Beyond The Limits of Functional Analysis : prepared for Course Tutors' Conference, Institute of Personnel Management at UMIST, 6-8 July 1992. URL: <http://www.re-skill.org.uk/re/skill/profcomp.htm>.
3. Velde C. Crossing borders: an alternative conception of competence // 27 Annual SCUTREA Conference. 1997. Pp. 27—35.
4. Ellet W. The Case Study Handbook. How to Read, Discuss, and Write Persuasively About Cases. Boston, Massachusetts : Harvard Business School Press, 2007. 288 p.
5. Хуторской А. В. Модель компетентностного образования // Высшее образование сегодня. 2017. № 12. С. 9—16. DOI: 10.25586/RNU.HET.17.12.P.09.
6. Абакумова Н. Н., Малкова И. Ю. Компетентностный подход в образовании: организация и диагностика. Томск : Том. гос. ун-т, 2007. 368 с.
7. Байденко В. Компетенции в профессиональном образовании (К освоению компетентностного подхода) // Высшее образование в России. 2004. № 11. С. 3—13.
8. Богословский В., Караваева Е., Шехонин А. Принципы проектирования оценочных средств для реализации образовательных программ ВПО: компетентностный подход // Высшее образование в России. 2007. № 10. С. 3—9.
9. Зеер Э., Сыманюк Э. Компетентностный подход к модернизации профессионального образования // Высшее образование в России. 2005. № 4. С. 23—30.
10. Зимняя И. А. Ключевые компетенции — новая парадигма результата образования // Высшее образование сегодня. 2003. № 5. С. 34—42.
11. Еремин А. С. Кейс-метод // Инновации в образовании. 2010. № 2. С. 67—81.
12. Назаров Д. М. Проектирование и содержание герменевтической технологии обучения на основе ее компаративного анализа // Бизнес. Образование. Право. 2010. № 2(12). С. 179—184.
13. Назаров Д. М. Совершенствование организационно-экономического механизма подготовки персонала промышленных предприятий в условиях рынка : дис. ... канд. экон. наук. Екатеринбург, 2004. 149 с.
14. Татур Ю. Г. Компетентность в структуре модели качества подготовки специалиста // Высшее образование сегодня. 2004. № 3. С. 20—26.
15. Назаров Д. М., Бегичева С. В., Ковтун Д. Б., Назаров А. Д. Data Science и интеллектуальный анализ данных : учеб. пособие. М. : Ай Пи Ар Медиа, 2023. 304 с.

REFERENCES

1. McClelland D. Human motivation. Moscow, Piter, 2007. 669 p. (In Russ.)
2. Holmes L. Understanding Professional Competence: Beyond The Limits of Functional Analysis. Prepared for Course Tutors' Conference, Institute of Personnel Management at UMIST, 6-8 July 1992. URL: <http://www.re-skill.org.uk/re/skill/profcomp.htm>.
3. Velde C. Crossing borders: an alternative conception of competence. 27 Annual SCUTREA Conference. 1997:27—35.
4. Ellet W. The Case Study Handbook. How to Read, Discuss, and Write Persuasively About Cases. Boston, Massachusetts, Harvard Business School Press, 2007. 288 p.
5. Khutorskoi A. V. Model of competence-based education. *Vysshee obrazovanie segodnya = Higher education today*. 2017;12:9—16. (In Russ.) DOI: 10.25586/RNU.HET.17.12.P.09.
6. Abakumova N. N., Malkova I. Yu. Competence-based approach in education: organization and diagnostics. Tomsk, Tomsk State University publ., 2007. 368 p. (In Russ.)
7. Baidenko V. Competences in vocational education (Towards the development of a competence-based approach). *Vysshee obrazovanie segodnya = Higher education today*. 2004;11:3—13. (In Russ.)
8. Bogoslovskii V., Karavaeva E., Shekhonin A. Principles of designing evaluation tools for the implementation of HPE educational programs: a competence-based approach. *Vysshee obrazovanie segodnya = Higher education today*. 2007;10:3—9. (In Russ.)
9. Zeer E., Symanyuk E. Competence-based approach to the modernization of vocational education. *Vysshee obrazovanie segodnya = Higher education today*. 2005;4:23—30. (In Russ.)
10. Zimnyaya I. A. Key competences — a new paradigm of the learning outcomes. *Vysshee obrazovanie segodnya = Higher education today*. 2003;5:34—42. (In Russ.)
11. Eremin A. S. Case method. *Innovatsii v obrazovanii = Innovations in education*. 2010;2:67—81. (In Russ.)
12. Nazarov D. M. Design and content of hermeneutic learning technology based on its comparative analysis. *Biznes. Obrazovanie. Pravo = Business. Education. Law*. 2010;2(12):179—184. (In Russ.)
13. Nazarov D. M. Improving the organizational and economic mechanism for training personnel of industrial enterprises in market conditions. Diss. of the Cand. of Economics. Ekaterinburg, 2004. 149 p. (In Russ.)
14. Tatur Yu. G. Competence in the structure of the quality model of specialist training. *Vysshee obrazovanie segodnya = Higher education today*. 2004;3:20—26. (In Russ.)
15. Nazarov D. M., Begicheva S. V., Kovtun D. B., Nazarov A. D. Data science and data mining. Textbook. Moscow, Ai Pi Ar Media, 2023. 304 p. (In Russ.)

Статья поступила в редакцию 31.07.2023; одобрена после рецензирования 15.08.2023; принята к публикации 07.09.2023.
The article was submitted 31.07.2023; approved after reviewing 15.08.2023; accepted for publication 07.09.2023.