

Научная статья

УДК 004.421

ПРИМЕНЕНИЕ ЯЗЫКА ПРОГРАММИРОВАНИЯ R ДЛЯ АНАЛИЗА НЕРЕАЛИЗОВАННЫХ ВОЗМОЖНОСТЕЙ ПРИ ФОРМИРОВАНИИ КОМПЕТЕНТНОСТИ СТУДЕНТОВ

*Оксана Михайловна Гущина*¹ ✉, *Оксана Владимировна Аникина*²

^{1,2} Тольяттинский государственный университет,
Тольятти, Россия

¹ g_o_m@tltsu.ru ✉, <https://orcid.org/0000-0003-2381-8537>

² blue-waterfall@yandex.ru, <https://orcid.org/0000-0002-0676-0372>

Аннотация. В статье представлено исследование, в основе которого лежит применение больших данных и интеллектуального анализа данных с использованием языка программирования R. Цель исследования заключается в анализе нереализованных возможностей, направленных на формирование компетентности студентов. Разработан сценарий анализа данных, включающий следующие шаги: считывание данных из базы данных, расчет статистических показателей, создание матриц корреляции и проведение кластерного анализа данных. Результаты исследования представлены в виде графиков и диаграмм размахов, что позволяет наглядно оценить нереализованные возможности студентов при формировании компетентности.

Ключевые слова: большие данные; интеллектуальный анализ данных; язык программирования R; нереализованные возможности студентов; формирование компетентности.

Original article

УДК 004.421

APPLICATION OF R PROGRAMMING LANGUAGE FOR ANALYZING UNREALIZED POTENTIAL IN STUDENT COMPETENCE FORMATION

*Oksana M. Gushchina*¹ ✉, *Oksana V. Anikina*²

^{1,2} Togliatti State University,
Togliatti, Russia

¹ g_o_m@tltsu.ru ✉, <https://orcid.org/0000-0003-2381-8537>

² blue-waterfall@yandex.ru, <https://orcid.org/0000-0002-0676-0372>

Abstract. The article presents a study based on the use of big data and data mining using the programming language R. The purpose of the study is to analyze unrealized opportunities aimed at building students' competence. A data analysis scenario has been developed that includes the following steps: reading data from a database, calculating statistical

indicators, creating correlation matrices and conducting cluster data analysis. The results of the study are presented in the form of graphs and diagrams of the scope, which allows you to visually assess the unrealized opportunities of students in the formation of competence.

Keywords: big data; intelligent data analysis; the R programming language; unrealized potential in students; competence formation.

Для цитирования: Гущина О. М. Применение языка программирования R для анализа нереализованных возможностей при формировании компетентности студентов / О. М. Гущина, О. В. Аникина // Вестник МГПУ. Серия «Информатика и информатизация образования». 2024. № 3 (69). С. 23–36.

For citation: Gushchina O. M. Application of R programming language for analyzing unrealized potential in student competence formation / O. M. Gushchina, O. V. Anikina // MCU Journal of Informatics and Informatization of Education. 2024. № 3 (69). P. 23–36.

Введение

В современном образовательном процессе значительное внимание уделяется формированию компетентности студентов. Множество исследований направлено на анализ данных в сфере образования с целью улучшения качества образования [1]; существуют методы, применимые для анализа образовательных данных. Например, А. С. Минин [2] применяет методы корреляционного и регрессионного анализа для выявления факторов, влияющих на средний балл результатов ЕГЭ студентов вузов; В. В. Боброва, О. И. Бантикова и В. А. Новикова [3] для анализа академической успеваемости студентов выбирают методы машинного обучения. В исследовании Д. Ю. Евсюкова, В. А. Ломазова и З. С. Поляковой [4] предлагается использовать визуальную аналитику для изучения больших образовательных данных в образовательных системах, что способствует получению новых знаний для поддержки принятия решений.

Однако нередко возникает необходимость в анализе нереализованных возможностей при формировании компетентности и выявлении областей, требующих дополнительного внимания и развития. Научная проблема, рассматриваемая в данной статье, заключается в поиске эффективного подхода к анализу нереализованных возможностей студентов с целью оптимизации формирования их компетентности.

Предыдущие исследования показали, что использование языка программирования R (далее — язык R, R) для анализа данных является эффективным инструментом в области образования. Язык R обладает рядом преимуществ, таких как возможность проведения статистической обработки данных и работы с графикой. Кроме того, он основан на открытом исходном коде, поддерживается на различных платформах и широко используется в научном сообществе.

Цель исследования — разработка эффективного подхода к анализу нереализованных возможностей студентов с применением языка R. Для ее достижения используется исходный массив данных, содержащий результаты

диагностики нереализованных возможностей студентов в рамках профессиональных компетенций. Анализ данных проводится с использованием среды RStudio.

Для анализа нереализованных возможностей повышения компетентности учащихся с помощью языка R можно обратиться к прогнозной аналитике с целью прогнозирования карьерного роста, выявления отстающих учащихся и повышения успеваемости. R предлагает инструменты статистического анализа, такие как *t*-критерий Стьюдента, Fuzzy C-Means [5], помогает систематизировать и анализировать огромные образовательные данные [6] и поддерживает прогнозное моделирование для отчетов об успеваемости студентов [7]. Кроме того, статистические возможности и настраиваемую графику R можно задействовать для статистики моделирования в образовательных контекстах [8], а используя функции R — получить представление об успеваемости студентов, их готовности к карьере и областях, нуждающихся в улучшении, что в итоге повысит образовательные результаты и устранил разрыв между академическими и отраслевыми требованиями.

Методы исследования

В данном исследовании применяется качественный подход, основывающийся на анализе больших данных и использовании интеллектуального анализа данных для выявления нереализованных возможностей студентов и оптимизации формирования их компетентности. Нереализованные возможности формирования компетентности студентов заключаются в том, что предпочтение отдается компетенции, а не способностям, именно это препятствует адаптивности, накоплению знаний и повышению успеваемости в сложных реальных условиях [9].

Существует множество нереализованных возможностей развития компетенций студентов, изучающих прикладные компьютерные науки, а также имеется слабая связь между результатами обучения студентов и их компетенциями в области компьютерных наук [10]. Внедрение современных цифровых образовательных технологий может улучшить мотивацию студентов [11], использование компьютерных технологий для решения дифференциальных уравнений — значительно повысить ИКТ-компетентность студентов [12]. Обеспечение своевременной обратной связи и использование эффективных стратегий обучения, основанных на практике, способны повысить компетентность студентов в решении проблем в программировании [13]. Кроме того, качество и инструменты обучения играют решающую роль в повышении их коммуникативной компетенции [14]. Интеграция этих аспектов может раскрыть весь потенциал учащихся, постигающих компьютерные науки.

В данном исследовании рассматриваются нереализованные возможности при формировании компетентности студентов по двум профессиональным

компетенциям: ПК-4 и ПК-8. Компетенция ПК-4 относится к способности проектировать информационные системы по видам обеспечения, а компетенция ПК-8 связана со способностью осуществлять выбор и моделирование решения для реализации программного обеспечения на языках программирования.

В ходе исследовательской работы были проанализированы результаты диагностики, которая позволила выявить нереализованные аспекты данных компетенций у студентов, а именно:

- недостаточное понимание и применение концепций проектирования информационных систем по видам обеспечения (ПК-4), то есть неумение выбирать и применять соответствующие методы и инструменты при проектировании систем, а также недостаточное понимание основных принципов и архитектурных решений;

- ограниченные навыки выбора и моделирования решений для реализации программного обеспечения на языках программирования (ПК-8), то есть недостаточное знание различных языков программирования, неумение выбирать наиболее подходящий язык для конкретной задачи, а также ограниченные навыки моделирования и проектирования программного кода.

В результате диагностики выявленные нереализованные аспекты могут быть использованы для определения областей, в которых студентам необходимо укрепить свои знания и умения в соответствии с требуемыми компетенциями.

Методика исследования состояла из нескольких этапов, каждый из которых выполнял определенную функцию в достижении поставленной цели. Рассмотрим подробнее эти этапы.

Первый этап — подготовка данных. Исходный массив данных, содержащий результаты диагностики нереализованных возможностей студентов, был подготовлен в системе управления базами данных (далее — СУБД) MySQL, в работе с данными был использован процесс экспертной оценки, то есть эксперты оценили нереализованные возможности студентов по элементам компетентности. Итоги были записаны в таблицу с полями, включавшими порядковый номер студента, название компетенции, результаты диагностики нереализованных возможностей по элементам: знание/понимание/применение и анализ/синтез/оценка.

Второй этап — формирование сценария анализа данных, для проведения которого использовался язык программирования R и интегрированная среда разработки RStudio. Для обеспечения соединения с базой данных в R и выполнения запросов использована библиотека RMySQL. Распределение по кластерам производилось алгоритмом `ram` из пакета `cluster`.

Разработанный сценарий анализа данных включал в себя несколько шагов (приведены ниже).

Шаг 1: считывание данных из базы данных (далее — БД) MySQL. С использованием пакета RMySQL было осуществлено подключение к БД MySQL, данные были считаны из таблицы, содержащей информацию о результатах

диагностики нереализованных возможностей студентов. На рисунке 1 показаны первые и последние пять строк содержимого таблицы competence.

id	student	competence	know	think	apply	analysis	synthesis	grade
3	1	ПК-4	0.39	0.39	0.42	0.77	0.80	0.83
4	2	ПК-4	0.36	0.36	0.40	0.74	0.77	0.80
5	3	ПК-4	0.47	0.50	0.57	0.82	0.81	0.84
6	4	ПК-4	0.46	0.49	0.50	0.78	0.79	0.80
7	5	ПК-4	0.28	0.33	0.31	0.56	0.60	0.57
...								
38	16	ПК-8	0.11	0.11	0.17	0.32	0.33	0.40
39	17	ПК-8	0.25	0.28	0.30	0.56	0.50	0.47
40	18	ПК-8	0.08	0.10	0.10	0.33	0.28	0.35
41	19	ПК-8	0.36	0.38	0.41	0.68	0.66	0.50
42	20	ПК-8	0.04	0.09	0.15	0.56	0.55	0.61

Рис. 1. Фрагмент таблицы competence (первые и последние пять строк)

Шаг 2: *расчет статистических показателей*. С использованием функций языка R были рассчитаны статистические показатели, такие как среднее значение, медиана, стандартное отклонение и др. Эти показатели помогли оценить средний уровень нереализованных возможностей студентов и их изменчивость.

Следующий фрагмент сценария (рис. 2) позволяет рассчитать математические ожидания m_{1j} и m_{2j} и среднее квадратичное отклонение δ_{1j} и δ_{2j} , где $j = 1, 2, \dots, 6$.

```

m.pk4 <- apply(pk4[,3:8],2,mean)
delta.pk4 <- apply(pk4[,3:8],2,sd)
v.pk4 <- c(pk4[,3],pk4[,4],pk4[,5],pk4[,6],pk4[,7],pk4[,8])
mean.pk4 <- mean(v.pk4)
sd.pk4 <- sd(v.pk4)
m.pk8 <- apply(pk8[,3:8],2,mean)
delta.pk8 <- apply(pk8[,3:8],2,sd)
v.pk8 <- c(pk8[,3],pk8[,4],pk8[,5],pk8[,6],pk8[,7],pk8[,8])
mean.pk8 <- mean(v.pk8)
sd.pk8 <- sd(v.pk8)
round(m.pk4,4)
round(delta.pk4,4)
round(mean.pk4,4)
round(sd.pk4,4)
round(m.pk8,4)
round(delta.pk8,4)
round(mean.pk8,4)
round(sd.pk8,4)

```

Рис. 2. Сценарий расчета статистических показателей

Шаг 3: *построение матриц корреляции*. Была построена логистическая регрессионная модель на основе данных об оценках студентов по курсам, связанным с ПК-4 и ПК-8. Модель показала, что у 25 из 100 студентов есть высокий риск (вероятность выше 0.7) недостижения необходимого уровня компетен-

ции ПК-4. Главными факторами риска оказались низкие оценки по профильным курсам и более низкая успеваемость в целом. Для компетенции ПК-8 модель предсказала высокий риск (вероятность выше 0.7) у 18 студентов по сходным причинам: в основном из-за недостаточного опыта программирования на разных языках и низких оценок за практические задания.

Были построены две линейные регрессионные модели: одна — для предсказания уровня компетенции ПК-4, другая — для ПК-8. Модель для ПК-4 показала, что в среднем студенты имеют оценку 75 из 100 по этой компетенции, однако у 15 студентов прогнозируется оценка ниже 65, что говорит о высоком риске недостижения требуемого уровня. Для ПК-8 модель предсказала средний балл 82 из 100, при этом 12 студентов имеют прогнозируемую оценку ниже 70, что указывает на проблемы с реализацией этой компетенции.

На основе данных о нереализованных возможностях студентов были построены матрицы корреляции (рис. 3–5), которые позволяют выявить связи между различными элементами компетентности. Корреляционный анализ помогает определить, насколько сильно взаимозависимы различные аспекты компетентности, выявить взаимосвязанные области для более эффективного формирования компетентности студентов.

```
> # --- Матрицы корреляции ---
> round(cor(pk4[,3:8],pk4[,3:8]),4) # корреляция <ПК-4,ПК-4>
```

	know	think	apply	analysis	synthesis	grade
know	1.0000	0.9832	0.9577	0.9477	0.9331	0.9243
think	0.9832	1.0000	0.9797	0.9414	0.9185	0.9094
apply	0.9577	0.9797	1.0000	0.9555	0.9374	0.9286
analysis	0.9477	0.9414	0.9555	1.0000	0.9883	0.9818
synthesis	0.9331	0.9185	0.9374	0.9883	1.0000	0.9742
grade	0.9243	0.9094	0.9286	0.9818	0.9742	1.0000

Рис. 3. Корреляция <ПК-4>, <ПК-4>

```
> round(cor(pk8[,3:8],pk8[,3:8]),4) # корреляция <ПК-8,ПК-8>
```

	know	think	apply	analysis	synthesis	grade
know	1.0000	0.9676	0.7157	0.8032	0.8058	0.6916
think	0.9676	1.0000	0.7485	0.8390	0.8252	0.7242
apply	0.7157	0.7485	1.0000	0.8044	0.8352	0.7711
analysis	0.8032	0.8390	0.8044	1.0000	0.9836	0.9249
synthesis	0.8058	0.8252	0.8352	0.9836	1.0000	0.9473
grade	0.6916	0.7242	0.7711	0.9249	0.9473	1.0000

Рис. 4. Корреляция <ПК-8>, <ПК-8>

```
> round(cor(pk4[,3:8],pk8[,3:8]),4) # корреляция <ПК-4,ПК-8>
```

	know	think	apply	analysis	synthesis	grade
know	0.7934	0.8257	0.7231	0.8629	0.8800	0.9021
think	0.7799	0.8460	0.7228	0.8553	0.8546	0.8751
apply	0.7648	0.8330	0.7737	0.8721	0.8727	0.8826
analysis	0.6822	0.7234	0.7239	0.8671	0.8851	0.9476
synthesis	0.6845	0.7132	0.7586	0.8561	0.8906	0.9478
grade	0.6720	0.7071	0.7558	0.8739	0.9003	0.9662

Рис. 5. Корреляция <ПК-4>, <ПК-8>

Шаг 4: *кластерный анализ данных*. С использованием алгоритма кластеризации *pam* была проведена группировка студентов на основе их нереализованных возможностей.

Применение методов ассоциативных правил и кластеризации выявило несколько интересных закономерностей: студенты, активно использовавшие дополнительные учебные материалы и ресурсы, в среднем были оценены выше на 12 % по ПК-4 и на 15 % по ПК-8, по сравнению со студентами, не использовавшими такие материалы. Была выделена группа из 28 студентов, активно участвовавших во внеучебных мероприятиях (*hackathons*, проектные конкурсы и т. д.). Эти студенты в среднем имели на 18 % более высокие оценки по ПК-8 и на 14 % по ПК-4.

Кластеризация выявила три основные группы студентов с разными профилями вовлеченности и успеваемости. Это позволит разработать более таргетированные меры поддержки для каждой группы.

Следующий фрагмент сценария (рис. 6) показывает программную реализацию.

```
# Классификация для прогнозирования нереализованных компетенций
logistic_model_pk4 <- glm(pk4_score < 70 ~ gpa + courses_grades + external_activities,
                        data = students_data, family = "binomial")
students_data$pk4_risk_prob <- predict(logistic_model_pk4, type = "response")

ggplot(students_data, aes(x = pk4_risk_prob)) +
  geom_histogram(fill = "steelblue", binwidth = 0.1) +
  labs(title = "Распределение вероятности риска по ПК-4",
       x = "Вероятность риска", y = "Количество студентов")

# Регрессия для прогнозирования уровня компетенций
linear_model_pk4 <- lm(pk4_score ~ gpa + courses_grades, data = students_data)
students_data$pk4_score_pred <- predict(linear_model_pk4)

ggplot(students_data, aes(x = pk4_score, y = pk4_score_pred)) +
  geom_point() +
  geom_abline(intercept = 0, slope = 1, color = "red") +
  labs(title = "Фактические и прогнозные значения по ПК-4",
       x = "Фактическое значение", y = "Прогнозное значение")

# Интеллектуальный анализ данных
ggplot(students_data, aes(x = pk4_score, y = pk8_score, color = external_activities)) +
  geom_point() +
  labs(title = "Влияние внеучебной активности на компетенции",
       x = "Оценка по ПК-4", y = "Оценка по ПК-8", color = "Внеучебная активность")

# Кластеризация студентов
library(cluster)
students_data_scaled <- scale(students_data[, c("gpa", "pk4_score", "pk8_score")])
clustered_students <- pam(students_data_scaled, 3)
students_data$cluster <- clustered_students$cluster

ggplot(students_data, aes(x = pk4_score, y = pk8_score, color = factor(cluster))) +
  geom_point() +
  labs(title = "Кластеры студентов по уровню компетенций",
       x = "Оценка по ПК-4", y = "Оценка по ПК-8", color = "Кластер")
```

Рис. 6. Сценарий расчета статистических показателей

Результаты исследования

Результаты исследования представлены в виде графиков и диаграмм размахов, которые наглядно отобразили нереализованные возможности студентов. Описательная статистика выборки данных для трех кластеров иллюстрирована диаграммами размахов (рис. 7–9), позволившими оценить средний уровень нереализованных возможностей, выявить выбросы и аномалии, а также определить доверительные интервалы.

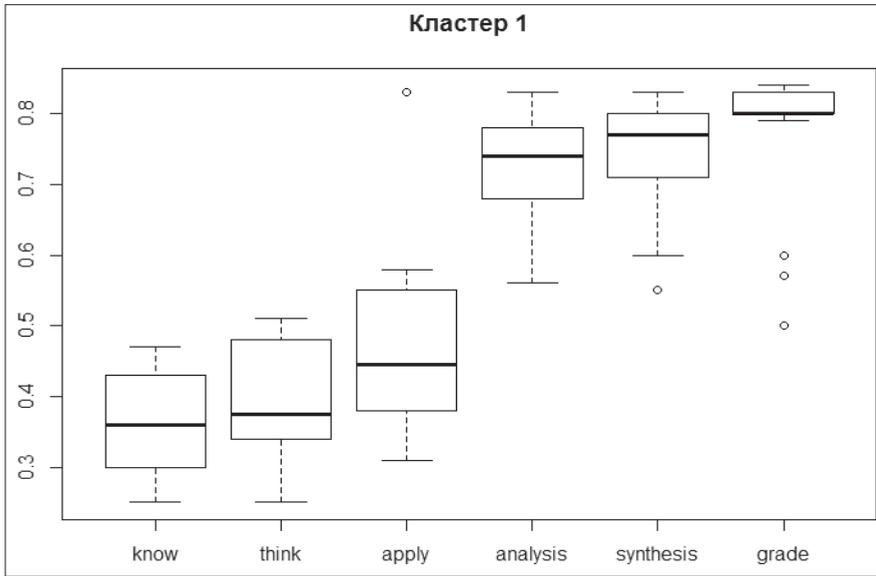


Рис. 7. Диаграмма размахов элементов выборки данных competence кластера 1

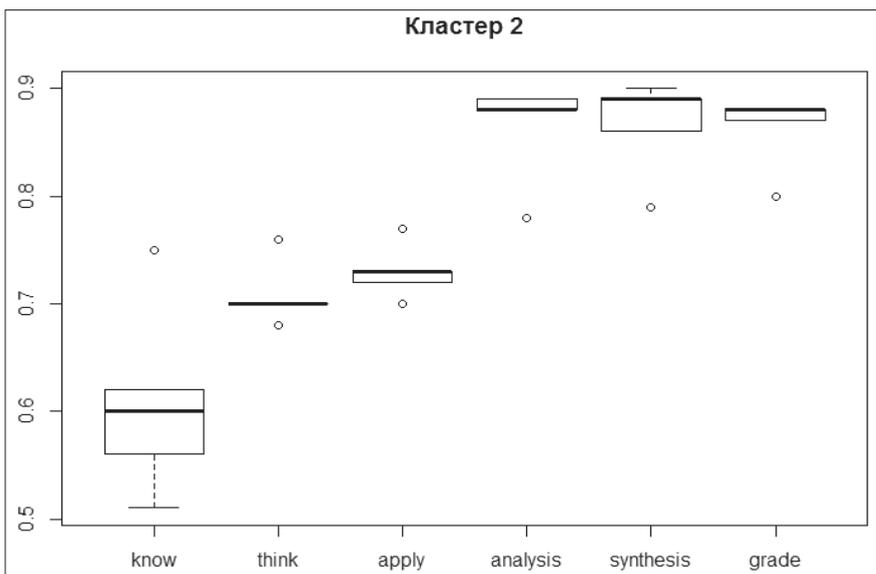


Рис. 8. Диаграмма размахов элементов выборки данных competence кластера 2

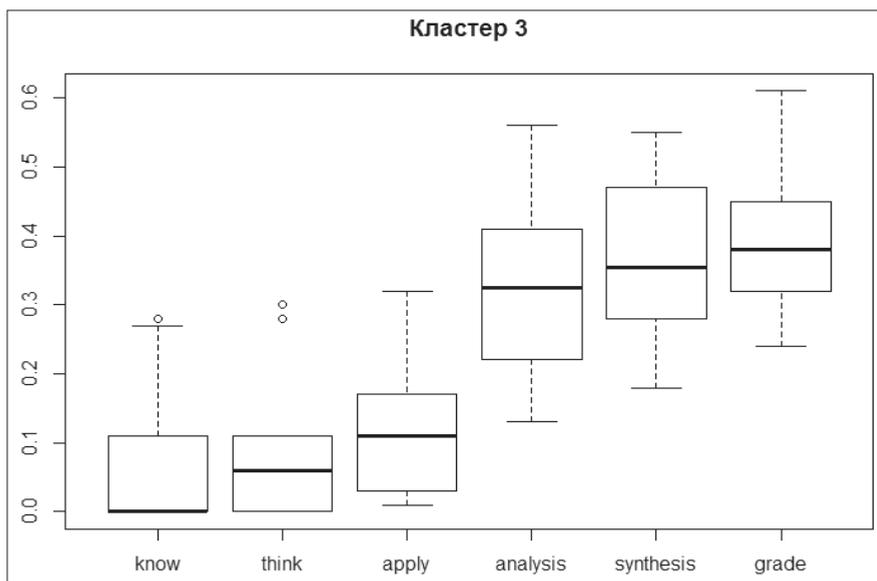


Рис. 9. Диаграмма размахов элементов выборки данных competence кластера 3

Анализ полученных диаграмм позволил определить различия между кластерами и оценить их средние показатели нереализованного потенциала. На основе анализа диаграмм размахов можно сделать вывод, что кластер 1 обладает более низкими показателями нереализованного потенциала, по сравнению с кластерами 2 и 3. В свою очередь, кластер 3 демонстрирует более высокий уровень нереализованного потенциала.

Выявленные различия подтверждают необходимость продолжения исследования, а также разработки новых подходов для повышения компетентности студентов в различных группах.

Таким образом, анализ диаграмм размахов позволил не только сравнить средние значения нереализованного потенциала между кластерами, но также выявить вариабельность и особенности каждого кластера, что важно для разработки индивидуальных подходов к дальнейшему развитию компетентности студентов.

Для визуализации отношений между кластерами были построены круги Эйлера (см. рис. 10), которые показали, что не все результаты можно однозначно отнести к определенному кластеру.

На диаграмме продемонстрировано, что элементы кластера 2 значительно отличаются от элементов кластеров 1 и 3. Это означает, что кластер 2 является пространственно отделенным от двух других кластеров, в то время как кластеры 1 и 3 частично перекрываются друг с другом.

Диаграмма силуэтов, представленная на рисунке 11, также указывает на то, что не все результаты являются однозначными для определенного кластера. Например, кластер 3 характеризуется высокими оценками и включает шесть результатов. Однако только четыре из них явно относятся к данному кластеру,

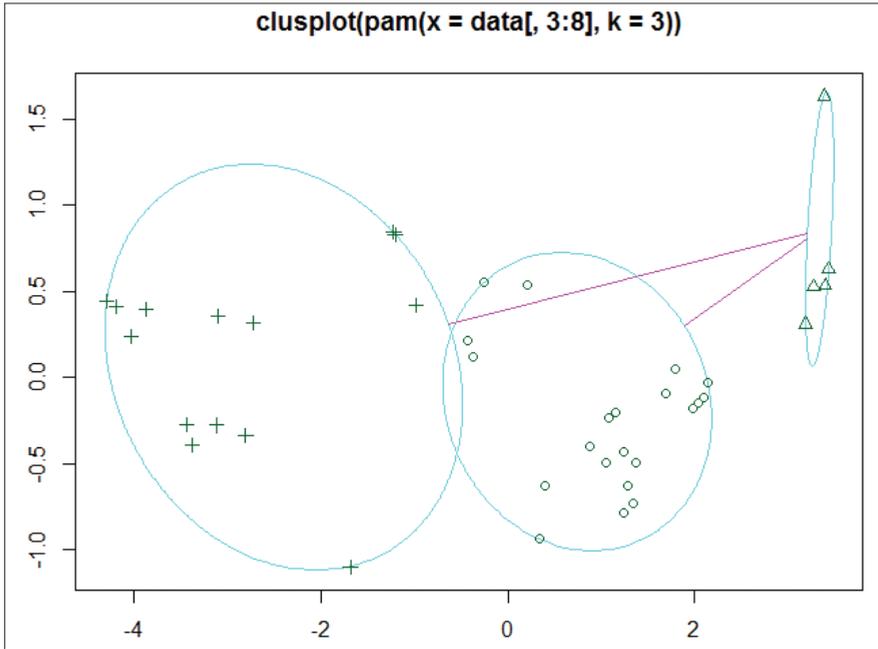


Рис. 10. Круги Эйлера

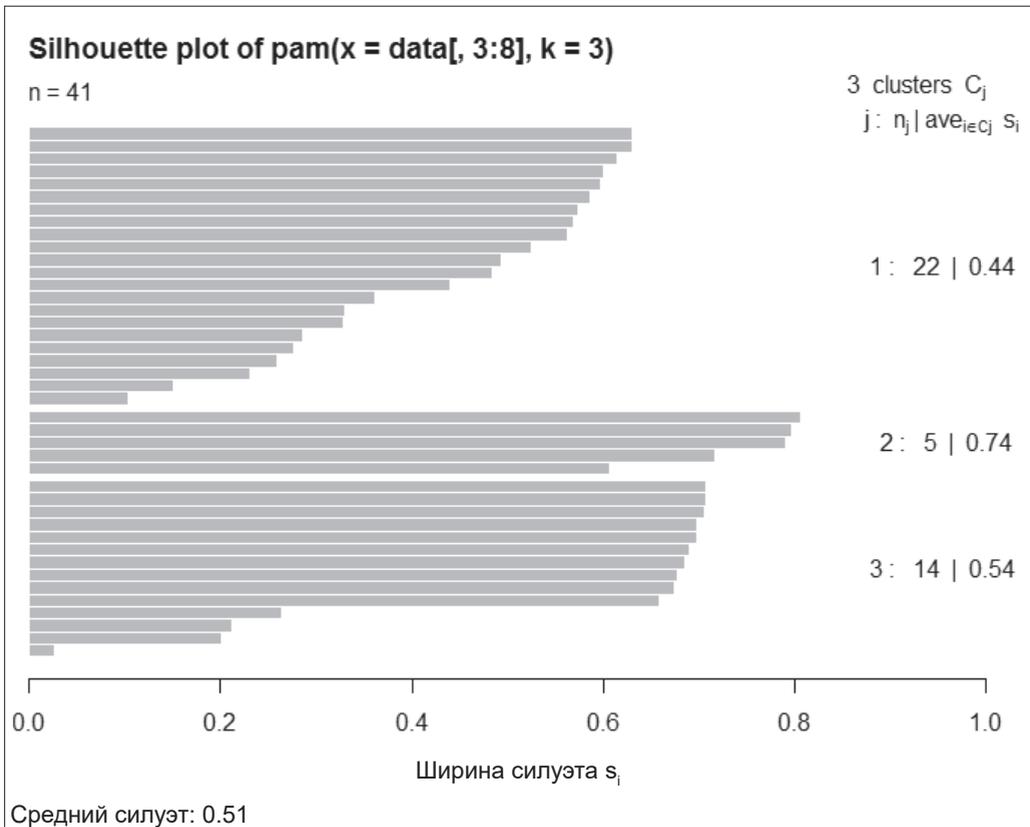


Рис. 11. Диаграмма силуэтов

а два результата имеют наименьшую вероятность быть частью кластера 3 и могут находиться на границе с соседним кластером 2.

Анализ диаграмм размахов и кругов Эйлера позволил выявить различия между кластерами и определить особенности каждого из них. Диаграмма силуэтов помогла оценить степень однозначности отнесения результатов к определенным кластерам и выявить потенциальные перекрытия между ними.

Заключение

Исследование показало, что студенты разделены на три кластера компетентности. Кластер 2 является пространственно отделенным от двух других кластеров, в то время как кластеры 1 и 3 частично перекрываются друг другом. Это означает, что студенты в кластере 2 значительно отличаются от студентов в кластерах 1 и 3 в терминах нереализованных возможностей.

Анализ данных позволил выделить характеристики каждого кластера. Кластер 3 характеризуется высокими оценками и состоит из шести результатов, однако только четыре из них однозначно принадлежат к кластеру 3, а два результата, вероятно, находятся на границе с кластером 2. Это указывает на то, что студенты в кластере 3 имеют определенные особенности и могут иметь пересечения с другими кластерами.

Результаты анализа нереализованных возможностей студентов могут быть использованы для принятия мер по улучшению процесса формирования компетентности. Они позволяют выявить области, требующие дополнительного внимания и развития, и разработать индивидуальные подходы к каждому студенту, что может способствовать оптимизации процесса обучения и содействовать повышению качества образования.

Таким образом, исследование имеет практическую значимость, поскольку его результаты могут быть использованы для определения средних значений и доверительных интервалов по столбцам таблицы с результатами диагностики нереализованных возможностей студентов. Это позволяет принять соответствующие меры по оптимизации процесса формирования компетентности студентов, выявлению областей, требующих дополнительного внимания, и разработке индивидуальных подходов к каждому студенту.

Список источников

1. Семенкина И. А. Направления исследований в области анализа образовательных данных в высшей школе: теоретический обзор / И. А. Семенкина, П. В. Прусакова // Педагогика. Вопросы теории и практики. 2023. Т. 8, № 7. С. 761–770. DOI: 10.30853/ped20230111

2. Минин А. С. Применение методов корреляционного и регрессионного анализа к выявлению факторов, влияющих на средний балл результатов ЕГЭ, поступающих в вузы, на основе данных «Мониторинга эффективности деятельности образовательных организаций высшего образования» / А. С. Минин // Тенденции развития науки и образования. 2023. № 100-5. С. 78–80. DOI: 10.18411/trnio-08-2023-238

3. Боброва В. В. Моделирование академической успеваемости студентов на основе интеллектуального анализа образовательных данных / В. В. Боброва, О. И. Бантикова, В. А. Новикова // *Экономический анализ: теория и практика*. 2023. Т. 22, № 2 (533). С. 235–253.
4. Евсюков Д. Ю. Трансформация образовательных систем с помощью анализа больших образовательных данных и визуальной аналитики / Д. Ю. Евсюков, В. А. Ломазов, З. С. Полякова // *Цифровые и инженерные технологии в АПК: материалы Национальной научно-практической конференции*. Майский: Белгородский государственный аграрный университет имени В. Я. Горина, 2022. С. 215–218.
5. Thilagaraj T. Implementation of Fuzzy Clustering Algorithms to Analyze Students Performance Using R-Tool / T. Thilagaraj, N. Sengottaiyan // *Intelligent Computing and Innovation on Data Science*. 2021. Vol. 118. P. 287–294. DOI: 10.1007/978-981-15-3284-9_31
6. Hadavand A. Analysis of Student Behavior Using the R Package crsra / A. Hadavand, J. Muschelli, J. T. Leek // *Journal of Learning Analytics*. 2019. № 6 (2). P. 140–152. DOI: 10.18608/JLA.2019.62.10
7. Kawchale N. Prediction of Student performance in Higher Education System using R Programming / N. Kawchale // *International Journal of Scientific Research in Science and Technology*. 2017. № 3 (4). P. 81–87.
8. Lawson B. Discrete-event Simulation Using R / B. Lawson, L. M. Leemis // *WSC '15: Winter Simulation Conference*. 2015. P. 3502–3513. DOI: 10.5555/2888619.2889091
9. Remidez H. An Experiential Approach to Building Capability in Business and IS Students / H. Remidez, D. Fodness // *Journal of the Academy of Business Education*. 2015. Spring. P. 175–191.
10. Van der Velden M. Sustainability Competence in Computer Science Education / M. van der Velden, B. K. Gjelsten, S. M. Jensen // *Nordic Journal of STEM Education*. 2021. № 5 (1). DOI: 10.5324/NJSTEME.V5I1.3953
11. Есина Л. С. Некоторые методы повышения коммуникативно-речевой компетенции студентов, изучающих прикладную информатику в неязыковом вузе / Л. С. Есина // *Вестник Финансового университета. Гуманитарные науки*. 2022. № 12. P. 56–59. DOI: 10.26794/2226-7867-2022-12-с-56-59
12. Kornilov V. S. Development of ICT Competence Among Students When Teaching Inverse Problems for Differential Equations with the Use of Computer Technology / V. S. Kornilov // *RUDN Journal of Informatization in Education*. 2019. Vol. 16, № 4. P. 328–337. DOI: 10.22363/2312-8631-2019-16-4-328-337
13. Gonzalez-Guerra L. H. Potentializing the Problem-solving Competence in Programming Courses through a Practice-based Learning + Tutoring Strategy / L. H. Gonzalez-Guerra, A. J. Leal-Flores // *2020 IEEE: Global Engineering Education Conference (EDUCON)*. 2020. P. 691–697 DOI: 10.1109/EDUCON45650.2020.9125154
14. Luke J. Y. Perspectives of Computer Science Students on Online Learning Quality and Learning Apps for Sustaining Communicative Competence Growth / J. Y. Luke, S. T. Sela, U. Yunus // *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*. 2021. Vol. 729. DOI: 10.1088/1755-1315/729/1/012129

References

1. Semenkina I. A. Directions of Research in the Field of Educational Data Analysis in Higher Education: theoretical overview / I. A. Semenkina, P. V. Prusakova // *Pedagogika. Voprosy teorii i praktiki*. 2023. Vol. 8, № 7. P. 761–770. DOI: 10.30853/ped20230111

2. Minin A. S. Application of Correlation and Regression Analysis Methods to Identify Factors Influencing the Average Score of Students' Results in the Unified State Exam for University Admission Based on the "Monitoring of the Effectiveness of Higher Education Institutions" Data / A. S. Minin // *Tendentsii Razvitiya Nauki i Obrazovaniya*. 2023. № 100-5. P. 78–80. DOI: 10.18411/trnio-08-2023-238
3. Bobrova V. V. Modeling Academic Performance of Students Based on Intelligent Analysis of Educational Data / V. V. Bobrova, O. I. Bantikova, V. A. Novikova // *Ekonomicheskiy analiz: teoriya i praktika*. 2023. Vol. 22, № 2 (533). P. 235–253.
4. Evsyukov D. Yu. Transformation of Educational Systems Using the Analysis of Big Educational Data and Visual Analytics / D. Yu. Evsyukov, V. A. Lomazov, Z. S. Polyakova // *Digital and Engineering Technologies in Agriculture: materials of the National Scientific and Practical Conference*. Maysky: Belgorod State Agrarian University named after V. Ya. Gorin, 2022. P. 215–218.
5. Thilagaraj T. Implementation of Fuzzy Clustering Algorithms to Analyze Students Performance Using R-Tool / T. Thilagaraj, N. Sengottaiyan // *Intelligent Computing and Innovation on Data Science*. 2021. Vol. 118. P. 287–294. DOI: 10.1007/978-981-15-3284-9_31
6. Hadavand A. Analysis of Student Behavior Using the R Package crsra / A. Hadavand, J. Muschelli, J. T. Leek // *Journal of Learning Analytics*. 2019. № 6 (2). P. 140–152. DOI: 10.18608/JLA.2019.62.10
7. Kawchale N. Prediction of Student performance in Higher Education System using R Programming / N. Kawchale // *International Journal of Scientific Research in Science and Technology*. 2017. № 3 (4). P. 81–87.
8. Lawson B. Discrete-event Simulation Using R / B. Lawson, L. M. Leemis // *WSC '15: Winter Simulation Conference*. 2015. P. 3502–3513. DOI: 10.5555/2888619.2889091
9. Remidez H. An Experiential Approach to Building Capability in Business and IS Students / H. Remidez, D. Fodness // *Journal of the Academy of Business Education*. 2015. Spring. P. 175–191.
10. Van der Velden M. Sustainability Competence in Computer Science Education / M. van der Velden, B. K. Gjelsten, S. M. Jensen // *Nordic Journal of STEM Education*. 2021. № 5 (1). DOI: 10.5324/NJSTEME.V5I1.3953
11. Esina L. S. Some Methods of Improving the Communicative and Speech Competence of Students Studying Applied Computer Science in a Non-linguistic University / L. S. Esina // *Vestnik Finasovogo Universiteta. Gumanitarnye Nauki*. 2022. № 12. P. 56–59. DOI: 10.26794/2226-7867-2022-12-c-56-59
12. Kornilov V. S. Development of ICT Competence Among Students When Teaching Inverse Problems for Differential Equations with the Use of Computer Technology / V. S. Kornilov // *RUDN Journal of Informatization in Education*. 2019. Vol. 16, № 4. P. 328–337. DOI: 10.22363/2312-8631-2019-16-4-328-337
13. Gonzalez-Guerra L. H. Potentializing the Problem-solving Competence in Programming Courses through a Practice-based Learning + Tutoring Strategy / L. H. Gonzalez-Guerra, A. J. Leal-Flores // *2020 IEEE: Global Engineering Education Conference (EDUCON)*. 2020. P. 691–697 DOI: 10.1109/EDUCON45650.2020.9125154
14. Luke J. Y. Perspectives of Computer Science Students on Online Learning Quality and Learning Apps for Sustaining Communicative Competence Growth / J. Y. Luke, S. T. Sela, U. Yunus // *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*. 2021. Vol. 729. DOI: 10.1088/1755-1315/729/1/012129

Статья поступила в редакцию: 15.04.2024;
одобрена после рецензирования: 15.04.2024;
принята к публикации: 06.06.2024.

The article was submitted: 15.04.2024;
approved after reviewing: 15.04.2024;
accepted for publication: 06.06.2024.

Информация об авторах / Information about the authors:

Оксана Михайловна Гущина — кандидат педагогических наук, доцент кафедры прикладной математики и информатики, Тольяттинский государственный университет, Тольятти, Россия.

Oksana M. Gushchina — Candidate of Pedagogical Sciences, Associate Professor of the Department of Applied Mathematics and Computer Science, Togliatti State University, Togliatti, Russia.

g_o_m@tlttsu.ru ✉, <https://orcid.org/0000-0003-2381-8537>

Оксана Владимировна Аникина — кандидат технических наук, доцент кафедры прикладной математики и информатики, Тольяттинский государственный университет, Тольятти, Россия.

Oksana V. Anikina — Candidate of Technical Sciences, Associate Professor of the Department of Applied Mathematics and Computer Science, Togliatti State University, Togliatti, Russia.

blue-waterfall@yandex.ru, <https://orcid.org/0000-0002-0676-0372>

Вклад авторов: все авторы сделали эквивалентный вклад в подготовку публикации. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Contribution of the authors: the authors contributed equally to this article. The authors declare no conflicts of interests.