

УДК 004.912; 004.89

DOI: [10.26102/2310-6018/2025.51.4.024](https://doi.org/10.26102/2310-6018/2025.51.4.024)

Критерий освоения кластерного окна терминов в адаптивно-обучающих системах

К.В. Полянский^{1✉}, И.В. Ковалев^{1,2}

¹Сибирский федеральный университет, Красноярск, Российской Федерации

²Красноярский государственный аграрный университет, Красноярск,
Российская Федерация

Резюме. В работе предложен критерий освоения кластерного окна терминов в адаптивно-обучающей системе. За основу исследования взята адаптивно-обучающая методика Л.А. Растрогина. Рассмотрено ее применение в комплексе с частотным словарем терминов. Критерий освоения кластерного окна терминов вычисляется как взвешенная сумма вероятностей незнания терминов, нормированная на сумму их весов. Данный критерий позволяет регулировать выдачу к обучению кластерных терминов, обеспечивая их приоритетный показ при обучении по адаптивно-обучающей методике. Также модифицирован основной критерий качества обучения, для него введено пороговое значение, изменение которого меняет поведение системы в процессе тестирования ученика. Таким образом, до достижения порогового значения выдача терминов происходит из кластерного окна, после – осуществляется в соответствии с классическим критерием качества обучения. Тестирование обучаемого смоделировано на выборке из 210 терминов частотного словаря по системному анализу продолжительностью 100 сеансов. Осуществлен анализ работы модифицированной адаптивно-обучающей системы. Произведено сравнение предложенного критерия качества обучения с используемым ранее. Для кластерных (целевых) терминов было выявлено снижение вероятностей незнания и увеличение частоты их появления при тестировании на разработанном алгоритме. Что является хорошим показателем достижения целей, поставленных в ходе исследования.

Ключевые слова: адаптивно-обучающая система, частотный словарь, критерий освоения кластерного окна, критерий качества обучения, тестирование ученика.

Для цитирования: Полянский К.В., Ковалев И.В. Критерий освоения кластерного окна терминов в адаптивно-обучающих системах. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2025;13(4). URL: <https://moitvivt.ru/ru/journal/pdf?id=2036> DOI: 10.26102/2310-6018/2025.51.4.024

Criterion for mastering the cluster window of terms in adaptive learning systems

K.V. Polyansky^{1✉}, I.V. Kovalev^{1,2}

¹Siberian Federal University, Krasnoyarsk, the Russian Federation

²Krasnoyarsk State Agrarian University, Krasnoyarsk, the Russian Federation

Abstract. The criterion for mastering a cluster window of terms in an adaptive learning system is proposed. The adaptive learning technique of L.A. Rastrigin is taken as a basis for the study. Its application in combination with a frequency dictionary of terms is considered. The criterion for mastering a cluster window of terms is calculated as a weighted sum of probabilities of ignorance of terms, normalized by the sum of their weights. This criterion allows regulating the issuance of cluster terms for training, ensuring their priority display during training using the adaptive learning technique. Also, the main criterion of training quality has been modified; a threshold value has been introduced for it, the change of which changes the behavior of the system during student testing. Thus, before reaching the threshold value, terms are issued from the cluster window, after - in accordance with the classical

criterion of training quality. Student testing is simulated on a sample of 210 terms of the frequency dictionary according to system analysis with a duration of 100 sessions. The analysis of the modified adaptive learning system operation has been carried out. The proposed criterion of learning quality was compared with the previously used one. For cluster (target) terms, a decrease in the probability of ignorance and an increase in the frequency of their occurrence during testing on the developed algorithm were revealed. Which is a good indicator of achieving the goals set during the study.

Keywords: adaptive learning system, frequency dictionary, cluster window mastery criterion, learning quality criterion, student testing.

For citation: Polyansky K.V., Kovalev I.V. Criterion for mastering the cluster window of terms in adaptive learning systems. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2025;13(4). (In Russ.). URL: <https://moitvivt.ru/ru/journal/pdf?id=2036> DOI: 10.26102/2310-6018/2025.51.4.024

Введение

В настоящее время по-прежнему актуальна проблема интенсивного изучения иностранной терминологии. Несмотря на большое количество приложений, предоставляющих мощный арсенал средств по заучиванию новых слов, широким остается простор для их усовершенствования.

Одним из таких средств является адаптивно-обучающая методика (АОМ) Л.А. Растигина, которая вместе с частотным словарем представляет собой эффективный алгоритмический комплекс по освоению новой иностранной лексики [1]. Характерное свойство АОМ – способность подстраиваться под ученика на каждом сеансе обучения, что определяет ее преимущество по сравнению с традиционными подходами [2].

Предыдущие исследования АОМ были направлены на ее персонализацию, ориентацию на пользовательские лексические предпочтения [3]. Идея такой персонализации заключается в составлении индивидуальной матрицы корреляции терминов [4] для каждого обучаемого. Набор коррелированных между собой терминов составляет кластер. Включение информации о кластере [5] в процесс адаптивного обучения позволяет выделить эти термины из информационно-терминологического базиса и предложить их к изучению в первую очередь как наиболее актуальные.

Однако персонализация на основе кластера пользовательских терминов эффективна на первых шагах адаптивного обучения, когда вероятности незнания всех терминов имеют практически одинаковое значение [6]. На более поздних сеансах обучения величина вероятностей незнания может играть определяющую роль в выдаче терминов, нивелируя вес кластерной составляющей.

Цель текущего исследования заключалась в выявлении методов повышения эффективности АОМ за счет оптимизации учета кластерной информации и вероятности незнания терминов на поздних этапах обучения.

Для достижения данной цели были поставлены следующие задачи:

- проанализировать существующий кластерный подход к персонализации АОМ с использованием матрицы корреляции терминов;
- выявить ограничения текущей методики кластерной персонализации на поздних этапах адаптивного обучения;
- разработать и обосновать метод, позволяющий регулировать выдачу кластерных терминов, обеспечивая их приоритетный показ в течение времени, необходимого для эффективного заучивания;
- провести экспериментальную проверку предложенного метода и сравнить его эффективность с базовой АОМ.

Материалы и методы

Критерий качества обучения АОМ Л.А. Растиригина для изучения терминов частотного словаря имеет вид [7]:

$$Q_n = \sum_{i=1}^N p_i(t_i^n) \times q_i \rightarrow \min, \quad (1)$$

где n – номер сеанса обучения, N – общее количество терминов информационно-терминологического базиса, $p_i(t_i^n)$ – вероятность незнания i -го термина из n -го набора обучающей информации (ОИ), q_i – вес i -го термина, отражающий его значимость в словаре [8].

Как было отмечено выше, на первых шагах адаптивного обучения решающую роль в выдаче ОИ играет вес термина q_i . Это происходит потому, что значения вероятностей незнания терминов $p_i(t_i^n)$ на этом этапе близки 1. Таким образом, кластерный подход показывает хорошие результаты на первых сеансах обучения, когда вес терминов имеет кластерную составляющую.

Смоделируем процесс адаптивного обучения на 210 терминах частотного словаря [9] с критерием качества обучения по формуле (1). Выделим кластерную составляющую из 12 пользовательских терминов и покажем, как кластерная составляющая нивелируется убывающим весом вероятностей незнания. Это имеет отражение на Рисунке 1, где представлены 2 точечные диаграммы (модель без применения критерия освоения кластерного окна).

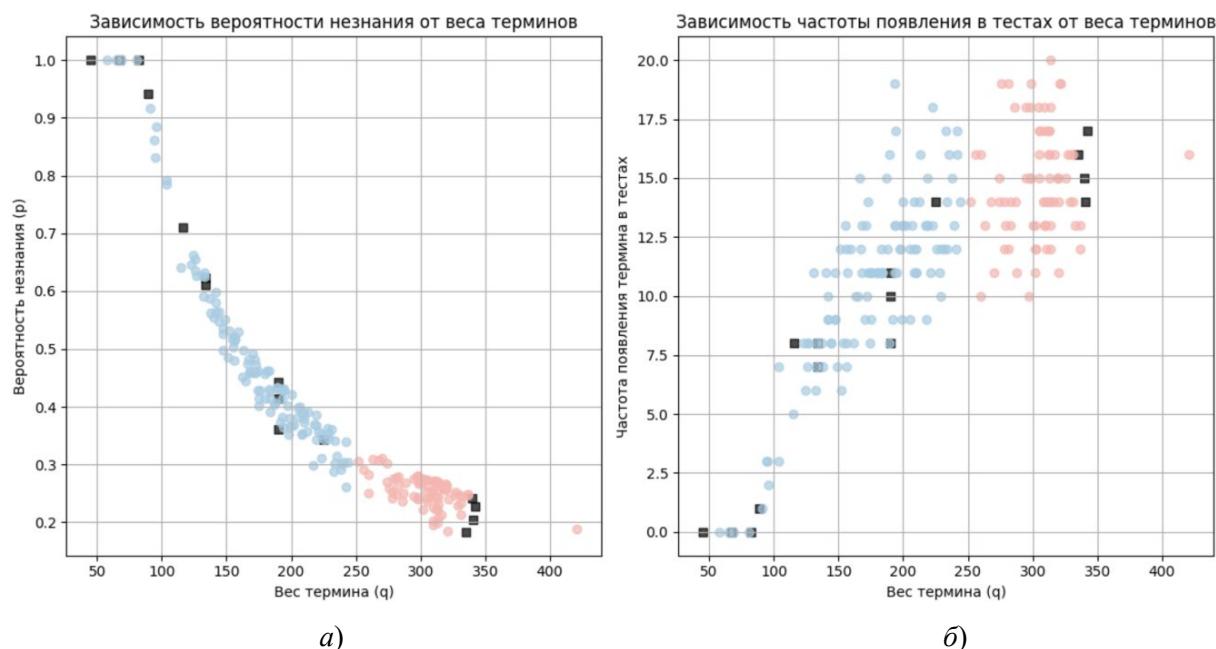


Рисунок 1 – Точечные диаграммы зависимостей: *a* – вероятности незнания от веса терминов;
b – частоты появления в тестах от веса терминов

Figure 1 – Scatter plots of dependencies: *a* – the probability of ignorance from the weight of terms;
b – the frequency of occurrence in tests from the weight of terms

Левая диаграмма показывает зависимость вероятности незнания терминов [10] в диапазоне [0,..,1] от их веса в словаре. Правая диаграмма отражает количество появлений терминов в обучающих тестах (сеансах обучения), также поставленное в зависимость от весов.

На диаграммах Рисунка 1 термины поделены на три категории. Две главные категории составляют термины с: $q_i < 250$ (синие точки) и $q_i \geq 250$ (красные точки).

Термины с $q_i \geq 250$ – потенциально популярные, при обучении ожидаются к выдаче чаще остальных.

Третья категория терминов (черные квадраты) является подмножеством первых двух и образует так называемое кластерное окно. Эти термины составляют круг пользовательских предпочтений, их пользователь хотел бы получать к обучению прежде всего.

Как видно из Рисунка 1, критерий качества (1) не удовлетворяет пользовательским предпочтениям. Так, левая диаграмма иллюстрирует низкую вероятность незнания для большого количества терминов из кластерного окна по окончанию курса обучения. В то же время на правой диаграмме отражена низкая частота появления кластерных терминов в обучающих тестах (сессиях). Большинство популярных терминов ($q_i \geq 250$) выдавались к обучению чаще, а для некоторых кластерных терминов частота появления вовсе равна 0 (не участвовали в обучении).

Решая проблему приоритетной выдачи терминов, введем понятие кластерного окна W . Пусть $W = \{w_1, w_2, \dots, w_M | criteria\}$ – множество терминов в этом окне количеством M .

Термины попадают в кластерное окно на основе некоторого критерия *criteria*. Например, множество $\{w_1, w_2, \dots, w_M | q_i > \varepsilon\}$ образуют термины, чей вес больше величины ε .

Соответственно, термины, не входящие в кластерное окно, образуют множество $R = \{1, \dots, N\} \setminus W$ [11].

Для кластерного окна можно описать свой локальный критерий качества обучения Q_n^W . Этот критерий показывает степень освоения учеником терминов, которые в нем содержатся. Поэтому его также можно называть критерием освоения окна.

Итак, критерий освоения окна W можно вычислить как взвешенную сумму вероятностей незнания терминов, нормированную на сумму весов [12]:

$$Q_n^W = \frac{\sum_{i=1}^N p_i(t_i^n) \times \alpha_i}{\sum_{i=1}^N \alpha_i}, \quad (2)$$

где $p_i(t_i^n)$ – вероятность незнания i -го термина (w_i), принадлежащего окну W из n -го набора ОИ, α_i – вес i -го термина (w_i), отражающий его значимость в окне W .

Тогда с учетом критерия освоения кластерного окна Q_n^W , а также разделения терминов на множества R и W , модифицированный критерий качества обучения принимает вид [13]:

$$Q_n^{mod} = \sum_{i \in W} p_i(t_i^n) \times q_i + \gamma_n \sum_{i \in R} p_i(t_i^n) \times q_i \rightarrow min, \quad (3)$$

где γ_n – коэффициент веса для группы терминов вне кластерного окна ($\in R$), вычисляющийся как:

$$\gamma_n = \begin{cases} 1, & \text{если } Q_n^W < \beta \\ \theta, & \text{если } Q_n^W \geq \beta \end{cases}, \quad (4)$$

где θ – степень ослабления веса терминов ($\in R$), где $0 \leq \theta < 1$, по умолчанию $\theta = 0$, β – заданный порог, выше которого критерий Q_n^W считается выполненным [14].

Результаты

Результаты применения модифицированного критерия качества обучения Q_n^{mod} из формулы (3) на 210 уникальных терминах частотного словаря показаны на точечных диаграммах Рисунка 2 (модель с применением критерия освоения кластерного окна).

Левая диаграмма показывает, что вероятности незнания всех кластерных терминов по прошествии курса обучения стали равны 0. На правой диаграмме можно наблюдать резкое увеличение частоты появления всех кластерных терминов в обучающих тестах. Что означает их поднятие в топ выдачи обучающей информации.

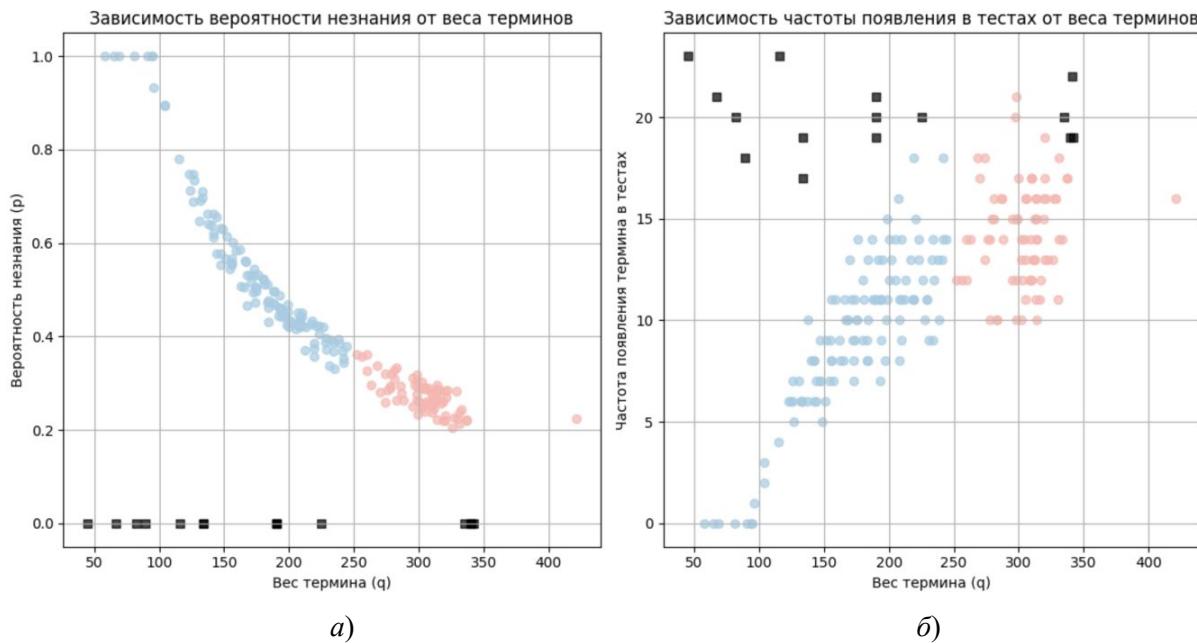


Рисунок 2 – Точечные диаграммы зависимостей: а – вероятности незнания от веса терминов;
 б – частоты появления в тестах от веса терминов

Figure 2 – Scatter plots of dependencies: a – the probability of ignorance from the weight of terms,
 b – the frequency of occurrence in tests from the weight of terms

Обозначим как $\varphi(i \in W)$ частоту появления за курс обучения всех терминов, принадлежащих кластерному окну [15] (множество терминов W), а $\varphi(i \in R)$ – частоту появления остальных терминов (множество терминов R). Тогда для 210 терминов и 100 сеансов обучения получим соотношение этих величин, зависящее от параметра β , представленное в Таблице 1.

Таблица 1 – Соотношение частот появления терминов из множеств W и R за курс обучения в зависимости от параметра β

Table 1 – The ratio of the frequencies of occurrence of terms from sets W and R during the course of study depending on the parameter β

| № | β | $\varphi(i \in W)$ | $\varphi(i \in R)$ | $\bar{\varphi}(i \in W)$ | $\bar{\varphi}(i \in R)$ |
|----|---------|--------------------|--------------------|--------------------------|--------------------------|
| 1 | 0,0 | 301 | 199 | 25,08 | 1,00 |
| 2 | 0,1 | 250 | 250 | 20,83 | 1,26 |
| 3 | 0,2 | 200 | 300 | 16,67 | 1,52 |
| 4 | 0,3 | 165 | 335 | 13,75 | 1,69 |
| 5 | 0,4 | 125 | 375 | 10,41 | 1,89 |
| 6 | 0,5 | 95 | 405 | 7,92 | 2,05 |
| 7 | 0,6 | 70 | 430 | 5,83 | 2,17 |
| 8 | 0,7 | 55 | 435 | 4,58 | 2,20 |
| 9 | 0,8 | 38 | 462 | 3,17 | 2,33 |
| 10 | 0,9 | 28 | 472 | 2,34 | 2,38 |
| 11 | 1,0 | 30 | 470 | 2,50 | 2,37 |

Величины $\bar{\varphi}(i \in W)$ и $\bar{\varphi}(i \in R)$ в Таблице 1 характеризуют соответствующие средние значения, взятые из расчета $M = 12$ и $N = 210$.

Таким образом, количество обычных терминов ($i \in R$) рассчитывается как $N - M = 210 - 12 = 198$. А количество кластерных терминов ($i \in W$), принадлежащих окну W , будет соответствовать $M = 12$.

По Таблице 1 можно проследить, как с уменьшением порогового значения β увеличивается частота появления в тестах терминов из кластерного окна $\varphi(i \in W)$, а также как уменьшается значение $\varphi(i \in R)$ – частоты появления обычных терминов.

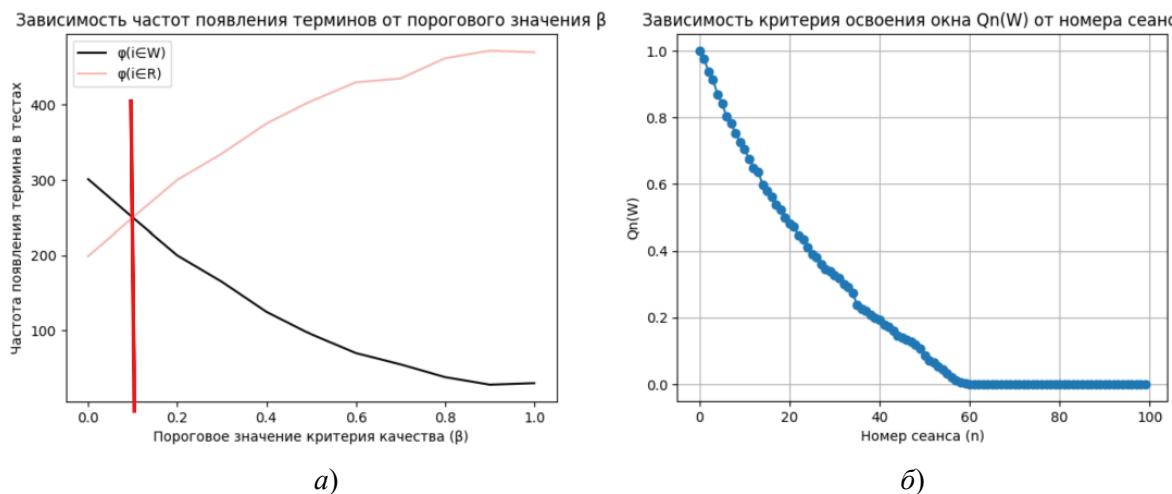


Рисунок 3 – Графики зависимости: *a* – частот появления терминов из множеств W и R в зависимости от величины порогового значения β критерия качества освоения окна Q_n^W ; *б* – критерия качества освоения окна Q_n^W от номера сеанса n

Figure 3 – Dependency graphs: *a* – frequencies of occurrence of terms from sets W and R depending on the value of the threshold value β of the criterion for the quality of development of the window Q_n^W ; *b* – the criterion of the quality of mastering the window Q_n^W from the session number n

Также наблюдается ряд закономерностей:

- резкое смещение в сторону средней частоты появления кластерных терминов $\bar{\varphi}(i \in W)$ при значениях $\beta > 0,5$.
- установка равенства значений $\varphi(i \in W)$ и $\varphi(i \in R)$ при $\beta = 0,1$ (Рисунок 3*a*).
- приближение значений $\bar{\varphi}(i \in W)$ и $\bar{\varphi}(i \in R)$ к равенству при $\beta = 0,9$.
- полное обучение на выборке кластерных терминов ($\in W$) из окна происходит при количестве сеансов обучения, приближающемся к 60 – далее критерий освоения окна Q_n^W дает значение 0 (Рисунок 3*б*), означающее, что обучаемый более не совершает ошибок при заучивании терминов, и дальнейшее обучение кластерным терминам в рамках курса не требуется.

Обсуждение

В ходе исследования была проанализирована работа адаптивно обучающей системы Л.А. Растигина на предмет очередности выдачи терминов к обучению. Выявлено, что существующий критерий качества обучения не обладает разделяющей способностью и не способен выдавать в первую очередь наиболее приоритетные (кластерные) термины.

Был предложен критерий Q_n^W , характеризующий качество освоения окна кластерных терминов W и вычисляемый как взвешенная сумма вероятностей незнания терминов, нормированная на сумму их весов. Данный критерий позволяет регулировать

выдачу к обучению кластерных терминов, обеспечивая их приоритетный показ при обучении.

На базе критерия Q_n^W модифицирована формула основного критерия качества обучения, который в соответствии с предустановленным пороговым значением β способен выдавать термины к обучению в обычном режиме, если критерий освоения окна $Q_n^W < \beta$, и в кластерном режиме, если критерий освоения окна $Q_n^W \geq \beta$.

Произведен анализ работы модифицированного критерия качества обучения. Выявлены основные закономерности при выборе значения β , описано то, как данный показатель влияет на качество обучения.

Заключение

Полученные результаты позволяют сделать следующие выводы.

В ходе исследования выявлены недостатки базового алгоритма АОМ с использованием матрицы корреляции. Они заключаются в ослаблении веса кластерной составляющей терминов в течение процесса обучения.

Подтверждена возможность повышения эффективности АОМ на поздних этапах обучения путем введения кластерного окна и оптимизации средневзвешенной вероятности незнания терминов.

Экспериментальная проверка показала, что модифицированная формула критерия качества обучения обеспечивает эффективное выделение приоритетных кластерных терминов и адаптирует процедуру их выдачи к этапу обучения.

Предложенный метод позволяет учитывать кластерные лексические предпочтения пользователей на протяжении всего курса, что положительно влияет на процесс освоения иностранной терминологии.

Модифицированная таким образом адаптивно-обучающая система Л.А. Растригина в комплексе с частотным словарем представляет собой эффективное средство обучения иностранной терминологии.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ / REFERENCES

1. Ковалев И.В., Карасева М.В., Суздалева Е.А. Системные аспекты организации и применения мультилингвистической адаптивно-обучающей технологии. *Образовательные технологии и общество*. 2002;5(2):198–212.
2. Джумагалиева А.М., Рыстыгулова В.Б., Омаркулова Г.Ш., Омаржанова Г.К. Интеллектуальные адаптивные образовательные технологии на основе Big Data и машинного обучения. *In the World of Science and Education*. 2025;150–153.
3. Полянский К.В., Ковалев И.В. Персонализация адаптивно-обучающей методики Л.А. Растригина на базе частотного словаря с использованием кластерного анализа корпусов текстов. В сборнике: *Наука, технологии, общество: экологический инжиниринг в интересах устойчивого развития территорий (НТО-В-2024): Материалы V Всероссийской (национальной) научной конференции, 07–08 ноября 2024 года, Красноярск, Россия*. Красноярск: Красноярский краевой Дом науки и техники Российского союза научных и инженерных общественных объединений; 2024. С. 223–234.
Polyansky K.V., Kovalev I.V. Personalization of the Adaptive Learning Method of L.A. Rastrigin Based on a Frequency Dictionary Using Cluster Analysis of Text Corpora. In: *Nauka, tekhnologii, obshchestvo: ekologicheskii inzhiniring v interesakh ustoichivogo razvitiya territorii (NTO-V-2024): Materialy V Vserossiiskoi (natsional'noi) nauchnoi konferentsii, 07–08 November 2024, Krasnoyarsk, Russia*. Krasnoyarsk: Krasnoyarsk Science & Technology City Hall; 2024. P. 223–234. (In Russ.).

4. Авдеенко Т.В., Мезенцев Ю.А. Кластеризация документов на основе семантической матрицы связей для концептуального индексирования. *Вычислительные технологии*. 2020;25(3):99–110. <https://doi.org/10.25743/ICT.2020.25.3.011>
Avdeenko T.V., Mezentsev Yu.A. Document Clustering Based on the Semantic Matrix of Relationships for Conceptual Indexing. *Computational Technologies*. 2020;25(3):99–110. (In Russ.). <https://doi.org/10.25743/ICT.2020.25.3.011>
5. Боярский К.К., Арчакова Н.А., Каневский Е.А. Извлечение низкочастотных терминов из специализированных текстов. В сборнике: *Аналитика и управление данными в областях с интенсивным использованием данных: XVIII международная конференция, 11–14 октября 2016 года, Ершово, Московская область, Россия*. Москва: Федеральный исследовательский центр «Информатика и управление» Российской академии наук; 2016. С. 211–216.
Boyarsky K., Archakova N., Kanevsky E. Extraction of Low-Frequent Terms from Domain-Specific Texts. In: *Analitika i upravlenie dannymi v oblastyakh s intensivnym ispol'zovaniem dannykh: XVIII mezhdunarodnaya konferentsiya, 11–14 October 2016, Ershovo, Moscow Region, Russia*. Moscow: Federal Research Center "Computer Science and Control" of the Russian Academy of Sciences; 2016. P. 211–216. (In Russ.).
6. Polyansky K., Kovalev I. Comparison of Cluster and Classical Approaches to Issuing Training Information in Adaptive Learning Systems. In: *ITM Web of Conferences (HMMOCS-III 2024): III International Workshop on "Hybrid Methods of Modeling and Optimization in Complex Systems" (HMMOCS-III 2024): Volume 72, 02–04 December 2024, Krasnoyarsk, Russia*. Krasnoyarsk: EDP Sciences, Les Ulis; 2025. <https://doi.org/10.1051/itmconf/20257204010>
7. Лесков В.О. Формирование лексически связанных компонентов информационно-терминологического базиса. *Вестник Сибирского государственного аэрокосмического университета им. академика М.Ф. Решетнева*. 2009;(2):133–136.
Leskov V.O. Formation of Lexically Related Components of Information-Vocabulary Basis. *Vestnik of SibGAU*. 2009;(2):133–136. (In Russ.).
8. Яцко В.А. Имметричное взвешивание терминов. *Символ науки*. 2015;(12–1):87–89.
9. Хохлова М.В. Статистические методы в лексикографических исследованиях: представление частотной лексики. *Terra Linguistica*. 2023;14(3):80–93. <https://doi.org/10.18721/JHSS.14307>
Khokhlova M.V. Statistical Methods in Lexicographic Research: Representing Frequency Vocabulary. *Terra Linguistica*. 2023;14(3):80–93. (In Russ.). <https://doi.org/10.18721/JHSS.14307>
10. Топчиев А.В., Чулюков В.А. Модели адаптивного обучения в компьютерных системах. *Современные научные технологии*. 2010;(5):62–68.
Topchiev A.V., Chuljukov V.A. Models of Adaptive Training in Computer Systems. *Modern High Technologies*. 2010;(5):62–68. (In Russ.).
11. Иламанов Б.Б., Мередов О.А. Введение в теорию множеств и их математическое значение. *Вестник науки*. 2023;3(9):278–284.
Ilamanov B.B., Meredov O.A. Introduction to Set Theory and Its Mathematical Significance. *Science Bulletin*. 2023;3(9):278–284. (In Russ.).
12. Gravel N., Marchant T. Rank Dependent Weighted Average Utility Models for Decision Making Under Ignorance or Objective Ambiguity. [Preprint]. SSRN. URL: <https://ssrn.com/abstract=4900187> [Accessed 13th July 2025].
13. Базилевский М.П. Обобщение неэлементарных линейных регрессий. *Моделирование и анализ данных*. 2023;13(2):85–98. <https://doi.org/10.17759/mda.2023130205>

- Bazilevskiy M.P. Generalization of Non-Elementary Linear Regressions. *Modelling and Data Analysis*. 2023;13(2):85–98. (In Russ.). <https://doi.org/10.17759/mda.2023130205>
14. Батура Т.В. Методы автоматической классификации текстов. *Программные продукты и системы*. 2017;(1):85–99.
Batura T.V. Automatic Text Classification Methods. *Software & Systems*. 2017;(1):85–99. (In Russ.).
15. Пархоменко П.А., Григорьев А.А., Астраханцев Н.А. Обзор и экспериментальное сравнение методов кластеризации текстов. *Труды Института системного программирования РАН*. 2017;29(2):161–200. [https://doi.org/10.15514/ISPRAS-2017-29\(2\)-6](https://doi.org/10.15514/ISPRAS-2017-29(2)-6)
Parhomenko P.A., Grigorev A.A., Astrakhantsev N.A. A Survey and an Experimental Comparison of Methods for Text Clustering: Application to Scientific Articles. *Proceedings of the Institute for System Programming of the RAS*. 2017;29(2):161–200. (In Russ.). [https://doi.org/10.15514/ISPRAS-2017-29\(2\)-6](https://doi.org/10.15514/ISPRAS-2017-29(2)-6)

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ / INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Полянский Константин Владимирович, аспирант кафедры программной инженерии института космических и информационных технологий, Сибирский федеральный университет, Красноярск, Российская Федерация.

e-mail: k.v.polyansky@gmail.com
ORCID: [0009-0008-7349-3682](https://orcid.org/0009-0008-7349-3682)

Ковалев Игорь Владимирович, доктор технических наук, профессор кафедры программной инженерии института космических и информационных технологий, Сибирский федеральный университет, Красноярск, Российская Федерация.

e-mail: kovalev.fsu@mail.ru
ORCID: [0000-0003-2128-6661](https://orcid.org/0000-0003-2128-6661)

Konstantin V. Polyansky, Postgraduate at the Department of Software Engineering, Institute of Space and Information Technologies, Siberian Federal University, Krasnoyarsk, the Russian Federation.

Igor V. Kovalev, Doctor of Engineering Sciences, Professor at the Department of Software Engineering, Institute of Space and Information Technologies, Siberian Federal University, Krasnoyarsk, the Russian Federation.

Статья поступила в редакцию 25.07.2025; одобрена после рецензирования 15.10.2025; принята к публикации 21.10.2025.

The article was submitted 25.07.2025; approved after reviewing 15.10.2025; accepted for publication 21.10.2025.