

УДК 004.85, 005.9

DOI: [10.26102/2310-6018/2020.30.3.027](https://doi.org/10.26102/2310-6018/2020.30.3.027)

Поддержка принятия решений на базе кластеризации сообщений об ошибках для контроля качества выполнения сложных открытых задач

В.А. Латыпова

*Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Уфимский государственный авиационный технический университет»,
Уфа, Российская Федерация*

Резюме: Среди процессов различных организаций есть процессы, связанные с выполнением задач, качество выполнения которых контролируется вручную. Это происходит из-за отсутствия результата-эталона для таких задач, и есть только система требований, которым должна удовлетворять решенная задача. Задачи такого рода в области дистанционного обучения называют сложными открытыми задачами. Однако кроме данной области такие задачи присутствуют и в других областях, например, в издательском процессе, в процессе производства оборудования и устройств и др. Этап контроля качества выполнения сложных открытых задач осуществляется неэффективно из-за больших временных затрат контролера, который не только осуществляет проверку работ на соответствие заданным требованиям, но и подготавливает отклик для исполнителя. Для ряда задач начинают использовать интеллектуальную поддержку контроля. Интеллектуальная поддержка основана на автоматической классификации решений с использованием машинного обучения. Однако автоматическая классификация может приводить к некорректному оцениванию качества выполнения задач, а также в результате работы классификатора не генерируется отклик, являющийся достаточным для переработки решения до требуемого уровня. В статье предложен метод поддержки принятия решений на базе кластеризации сообщений об ошибках, позволяющий создавать «полноценный» отклик по выполненным сложным открытым задачам. Разработано специальное программное обеспечение, которое совместно с существующей системой кластеризации Carrot2, реализует предложенный метод. Осуществлено внедрение программного обеспечения при организации дистанционных предзащит выпускных квалификационных работ, в результате которого сокращено время на подготовку контролером отклика по выполненной задаче.

Ключевые слова: поддержка принятия решений, кластеризация текста, алгоритм Lingo, сообщение об ошибке, сложная открытая задача, контроль качества.

Для цитирования: Латыпова В.А. Поддержка принятия решений на базе кластеризации сообщений об ошибках для контроля качества выполнения сложных открытых задач.

Моделирование, оптимизация и информационные технологии. 2020;8(3). Доступно по: https://moit.vivt.ru/wp-content/uploads/2020/08/Latypova_3_20_1.pdf DOI: 10.26102/2310-6018/2020.30.3.027

Decision support based on error report clustering in complex open ended assignments quality control

V.A. Latypova

Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Professional Education "Ufa State Aviation Technical University", Ufa, Russian Federation

Abstract: There are processes among the processes of different organizations related to carrying out tasks, implementation of which is controlled manually. This is because of a lack of result-template for the tasks. There is only the system of requirements, which implemented task must satisfy. These tasks are known as complex open ended assignments in online learning. However, the tasks exist in other

fields, for example, in the publication process, in the equipment and device production process, etc. Complex open ended assignment quality control stage is ineffective due to time-consuming work of an inspector, who checks the conformity of the tasks against the requirements and prepares feedback for a performer. Intellectual support is beginning to be used for a series of tasks. Intellectual support is based upon automatic task implementation classification with the use of machine learning. However, automatic classification can bring to incorrect task implementation quality assessment. Also classifier does not generate a detailed feedback, which fit for a revision of implemented task. A decision support method based on error report clustering, which allows to create a detailed feedback on implemented complex open ended assignments, is suggested in the paper. Special software, which in conjunction with existing clustering system Carrot2 executes suggested method, is developed. The software is introduced in online pre-defense of graduation qualification thesis process. This led to time reduction in feedback preparing by an inspector.

Keywords: decision support, text clustering, Lingo algorithm, error report, complex open ended assignment, quality control.

For citation: Latypova V.A. Decision support based on error report clustering in complex open ended assignments quality control. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2020; 8(3). Available from: https://moit.vivt.ru/wp-content/uploads/2020/08/Latypova_3_20_1.pdf DOI: 10.26102/2310-6018/2020.30.3.027 (In Russ).

Введение

Среди процессов различных организаций есть процессы, связанные с выполнением задач, качество выполнения которых контролируется вручную. Это происходит из-за отсутствия результата-эталона для данных задач, и есть только система требований, которым должна удовлетворять решенная задача. Задачи такого рода в области дистанционного обучения называют сложными открытыми задачами (СОЗ) [1]. Однако кроме данной области такие задачи присутствуют и в других областях, например, в издательском процессе при публикации научных статей, в процессе производства оборудования и устройств при разработке конструкторской документации и др. Этап контроля качества выполнения СОЗ осуществляется неэффективно из-за больших временных затрат контролера, который не только осуществляет проверку работ на соответствие заданным требованиям, но и подготавливает отклик для исполнителя.

Для ряда СОЗ начинают использовать интеллектуальную поддержку контроля, например, в дистанционном обучении на массовых открытых онлайн курсах при проверке эссе [2], при рецензировании статей, публикуемых в крупных зарубежных издательствах (Springer Nature, Elsevier) [3]. Интеллектуальная поддержка основана на автоматической классификации решений с использованием машинного обучения. В первом случае преподаватель-тьютор вручную оценивает ряд эссе, которые затем используются для обучения классификатора эссе. Во втором случае в качестве обучающего корпуса для классификатора используются рецензии по опубликованным ранее статьям. Однако автоматическая классификация может приводить к некорректному оцениванию качества выполнения СОЗ, а также в результате работы классификатора не генерируется отклик, являющийся «полноценным» (достаточным для переработки решения до требуемого уровня), определяется только итоговая оценка.

Цель исследования – сокращение времени на подготовку «полноценного» отклика по выполненным СОЗ.

Задачи исследования:

- разработка метода поддержки принятия решений (ППР) на базе кластеризации сообщений об ошибках (СОО);
- разработка программного обеспечения (ПО), реализующего метод;

- внедрение ПО;
- оценка результата внедрения.

Материалы и методы Метод ППР на базе кластеризации СОО

ППР осуществляется в процессе контроля качества выполнения СОЗ при создании контролером отклика для исполнителя. Для ППР используется справочник типовых СОО. Для j -й СОЗ справочник содержит множество типовых СОО $S_j = \{E_{jk}\}$, где E_{jk} - множество типовых СОО k -пункта решения. С помощью данного справочника контролером автоматизированно создается подробный типизированный отклик по выполненной СОЗ. Отклик контролера по j -й СОЗ представляет собой множество $F_j \subseteq S_j$.

На Рисунке 1 представлена мнемосхема процесса контроля качества решения.

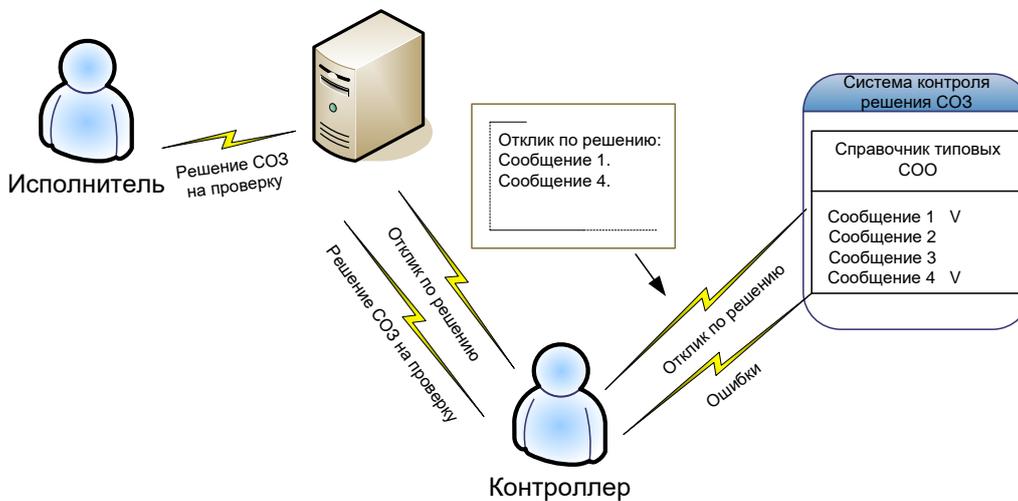


Рисунок 1 – Мнемосхема процесса контроля качества решения
Figure 1 – Symbolic circuit of quality control

ППР в процессе контроля качества решения выполняется так:

- а) в случае нахождения ошибки в решении контролер выделяет соответствующий пункт решения в справочнике типовых СОО;
- б) для выбранного пункта решения система контроля отображает список типовых СОО;
- в) для найденной ошибки контролер выделяет в справочнике типовое СОО, которое ей соответствует.

Справочник типовых СОО создается на основе обработки массива уникальных СОО, собранного по результатам работы контролера. Уникальные СОО проходят процедуру кластеризации.

Определение алгоритма для кластеризации уникальных СОО

Для кластеризации текстовых документов используется большое количество алгоритмов. Примерами являются алгоритм «самоорганизующиеся карты» (SOM), использующий нейросеть; кластеризация на основе суффиксных деревьев (STC); метод k -средних (k -means), латентно-семантический анализ/индексирование (LSA/ LSI) и др.[4]. Для кластеризации записей об ошибках в ПО, автоматически создаваемых системой отслеживания ошибок, используют алгоритм STC[5] и алгоритм

«агломеративная иерархическая кластеризация» (АНС)[6]. Для кластеризации сниппетов применяют алгоритм Lingo [7,8]. Сниппеты – это фрагменты текста страниц сайтов, выводимые по результатам поискового запроса к поисковой системе. Несмотря на многообразие алгоритмов кластеризации, для задачи кластеризации уникальных СОО единственным подходящим алгоритмом является алгоритм Lingo. Во-первых, он разработан для кластеризации коротких текстов, размером в несколько предложений (такой объем текста соответствует объему СОО), во-вторых, он создает кластеры с «осмысленными» названиями, отражающими тему текстов, входящих в них (такие названия облегчают задачу формулирования типовых СОО).

Адаптированный алгоритм Lingo для кластеризации уникальных СОО

Т.к. алгоритм Lingo разработан для кластеризации сниппетов, то требуется его адаптация, для того чтобы использовать его для кластеризации СОО. Автором предлагается внести добавочные шаги в алгоритм, а также определить специфический показатель оценки качества кластеризации. Кластеризация осуществляется по схеме, включающей 5 этапов.

Этап1. Кластеризация на базе адаптированного алгоритма Lingo начинается с предварительной обработки СОО, выполняемой за 5 шагов. На первом шаге сохраненные тексты отклика извлекаются из систем, где они хранятся (например, из информационных систем, почтовых серверов). Далее из этих текстов вычленяются уникальные СОО и оформляются в виде нумерованного списка в текстовом редакторе. На следующем шаге в тексте СОО фразы-термины, характерные для предметной области решаемой СОЗ, заменяются на их аббревиатуры или на сложные слова (слова, которые содержат 2 корня). Первые 2 шага в алгоритм добавлены автором. Далее производится токенизация текста СОО (текст разбивается на отдельные слова), маркирование стоп-слов (стоп-слова – это слова, исключаемые из списка ключевых слов-термов, на основе которых проводится кластеризация) и стемминг (определение основы слов).

Этап2. Нахождение в СОО часто встречающихся терм (ЧВТ) и фраз (ЧВФ) осуществляется с применением суффиксных массивов. Суффиксный массив строки $R=r_1, r_2, r_3, \dots, r_m$ – это массив, который содержит все ее суффиксы и является упорядоченным в алфавитном порядке. Суффиксом R_k строки R является ее подстрока $R_k=r_k, r_{k+1}, r_{k+2}, \dots, r_m$, где $k=1, 2, \dots, m$. В алгоритме Lingo дополнительно используется массив, содержащий размер общего префикса у суффиксов, которые примыкают друг к другу. Префикс R_h строки R является ее подстрока $R_h=r_1, r_2, r_3, \dots, r_h$, где $h=1, 2, \dots, m$. При кластеризации текстов в качестве строки R выступает упорядоченная последовательность термов из всех СОО.

Часто встречающейся является такая фраза (терм), которая имеет следующие характеристики: частота ее встречаемости в СОО не ниже пороговой; перед и после нее нет стоп-слов; находится в пределах одного предложения; обладает правой и левой полнотой (к фразе-подстроке нельзя присоединить последующий, а также предыдущий элемент ввиду отличия данного элемента от других).

Этап3. Названия кластеров СОО формируются с использованием латентно-семантического анализа/индексирования. Использование данного метода позволяет ликвидировать зашумленность текста СОО, а также решить проблему синонимии. Сначала создается матрица терм-СОО $V=b_{jk}$, где b_{jk} – вес j -го терма для k -го СОО. b_{jk} определяют по формуле:

$$b_{jk} = tf_{jk} \cdot \log\left(\frac{t}{df_j}\right),$$

где tf_{jk} – отношение количества встречаемости j -го термина ко всем терминам в k -м СОО; t – количество СОО; df_j – отношение количества СОО с j -м термином ко всем СОО.

Сингулярное разложение матрицы терм-СОО B (ее разбиение на три матрицы, первая из которых содержит левые сингулярные вектора (ЛСВ), вторая – сингулярные числа, третья – правые сингулярные вектора) и нахождение n -ранговой аппроксимации B_n данной матрицы приводят к выявлению n абстрактных концептов, определяющих тематики, которые содержатся в матрице терм-СОО B .

Далее определяют матрицу F , которая показывает степень соответствия между ЧВФ/ЧВТ и абстрактными концептами, рассчитываемую по формуле:

$$F = W_n^T \cdot Q,$$

где W_n – матрица, состоящая из первых n вектор-столбцов ортогональной матрицы W , содержащей ЛСВ матрицы терм-СОО B ; Q – матрица созданная из ЧВФ и ЧВТ, аналогичная матрице терм-СОО B .

Для каждого абстрактного концепта определяется одна ЧВФ/ЧВТ на основании значений, представленных в матрице F (построчно определяются максимальные значения). Чтобы сократить количество кандидатов названий кластеров происходит удаление тех из них, которые являются очень похожими. Степенью сходства названий является косинусное сходство вектор-столбцов матрицы Q .

Этап4. Содержимое кластеров выявляется с использованием матрицы V :

$$V = X^T \cdot B,$$

где X – матрица, состоящая из вектор-столбцов, которые соответствуют названиям кластеров.

Этап5. Итоговый список кластеров СОО формируются на основе двух параметров, таких как количество СОО, вошедших в кластер, и оценка его названия.

Модель оценки качества кластеризации СОО

Для оценки качества кластеризации используется показатель p_1 , используемый изначально для алгоритма Lingo, характеризующий качество назначения СОО кластерам, определяемый как доля правильно назначенных СОО кластерам, и показатель p_2 , специфичный для СОО, характеризующий качество выявленных кластеров, показывающий их полезность для идентификации типовых СОО, предлагаемый автором, который определяется по формуле:

$$P_2 = \frac{C_u}{C_t},$$

где C_u – количество «полезных» для идентификации типовых СОО кластеров; C_t – количество всех кластеров.

Модель оценки временных затрат на формирование отклика

Выходные параметры – время на формирование отклика t_o , входные – количество выявленных ошибок e , количество символов в i -м СОО $l_i, i=1,2,\dots,e$.

Время на формирование отклика t_o определяется по формуле:

$$t_o = t_t + e \cdot t_f,$$

где t_t – время, необходимое на печать текста СОО в отклике; t_f – время, необходимое на формулирование содержимого текста СОО в отклике.

t_t определяют по формуле:

$$t_t = \begin{cases} \frac{1}{v} \cdot \sum_{i=1}^e l_i, & \text{без использования справочника} \\ e \cdot t_s, & \text{с использованием справочника} \end{cases},$$

где v – скорость печати текста контролером; t_s – время поиска одного СОО в справочнике типовых СОО и добавления данного СОО в отклик.

Скорость печати в зависимости от мастерства составляет: от 200 символов в минуту (высокий уровень), от 150 (средний уровень), от 100 (низкий уровень) [9]. Высоким уровнем обладают профессиональные машинистки (операторы ПК). Средняя скорость непрофессиональной печати «слепым методом» составляет 150-180 символов в минуту, а «зрячим» - около 150 [9]. Первому методу необходимо специально обучаться, и он не так часто используется среди непрофессионалов по набору текста. Поэтому скорость печати контролером v примем за 150 символов в минуту.

Используемое ПО

Используется бесплатная программа кластеризации Carrot2 [10] совместно с разработанным автором специальным ПО, которые реализуют метод ППР на базе кластеризации СОО. Авторское ПО построено на базе ранее разработанного автором ПО [11,12], позволяющего автоматизировать процедуру контроля качества выполнения СОЗ при управлении дистанционным обучением и собирать данные по процессу. Новое ПО является универсальным и может использоваться при проверке СОЗ в различных областях, например, при рецензировании статей, при согласовании конструкторской документации. Также в новое ПО добавлен функционал, позволяющий подготовить уникальные СОО к кластеризации: список СОО автоматически преобразуется в XML-файл по специальному шаблону, который используется в программе кластеризации Carrot2.

Описание эксперимента

В Уфимском государственном авиационном университете (УГАТУ) в 2019-2020 учебном году предзащиты, а также защиты ВКР впервые проводились не очно, а дистанционно. Причиной послужила тяжелая эпидемиологическая обстановка. Использовались СДО Moodle, а также платформы веб-конференций. Предзащита ВКР проводилась поэтапно:

-загрузка в СДО студентами-дипломниками материалов ВКР: пояснительной записки, автореферата, презентации, а также текста доклада на проверку членами комиссий по предзащите;

-проверка членами комиссии загруженных материалов, подготовка отклика с замечаниями и вопросами по работе для студентов-дипломников, и его загрузка в СДО;

-исправление студентами-дипломниками ВКР по отклику от членов комиссии и ее повторная загрузка в СДО;

-выступление с докладом студентов-дипломников и параллельный контроль членами комиссии скорректированных материалов ВКР, проводимых в формате веб-семинара. В конце доклада, если у членов комиссии оставались вопросы, студенты-дипломники отвечали на них. По итогу доклада, ответов на вопросы и степени готовности работы студент-дипломник допускался к защите или направлялся на повторную процедуру предзащиты.

При проведении эксперимента в качестве материала использовались отклики членов комиссий по предзащите ВКР бакалавров, специалистов и магистров. Данные отклики были загружены из СДО. В качестве СОО были взяты замечания, касающиеся презентации. Большая часть отклика (или весь отклик) посвящена таким замечаниям. В процессе предзащиты при анализе работы, не зависимо от формы проведения

предзащиты (очной или дистанционной), проверяется в первую очередь корректность презентации, т.к. она кратко отражает все ключевые моменты ВКР.

Результаты и обсуждения

При анализе всех загруженных из СДО откликов выявлено около 600 СОО. Данные СОО были оформлены в виде списка в редакторе Word. Определены фразы-термины предметной области. Примерами являются следующие фразы: организационная структура, функциональная модель, функциональный блок, информационная модель, контур управления и др.

При использовании адаптированного алгоритма кластеризации Lingo для 600 СОО определено 54 кластера. На их основе определены типовые СОО, на базе которых создан справочник типовых СОО. Примерами типовых СОО являются следующие СОО:

- На организационной структуре должны быть представлены отделы, сотрудники которых участвуют в автоматизируемом бизнес-процессе;

- Процесс не может протекать гладко. Всегда могут возникать отклонения в ходе процесса: неудачное завершение каких-либо операций. Поэтому на выходе некоторых блоков должны быть соответствующие неудачные результаты;

- Форма информационного взаимодействия не может быть обозначена глаголом или отглагольным существительным. Например, не внести/внесение изменений, а изменения; не разрешение проблем, а проблемы-решения.

Проведена экспертная оценка качества кластеризации. На Рисунке 2 представлена оценка назначения СОО по каждому кластеру в виде гистограммы, показывающей количество неверно назначенных СОО и их общее количество для каждого кластера.

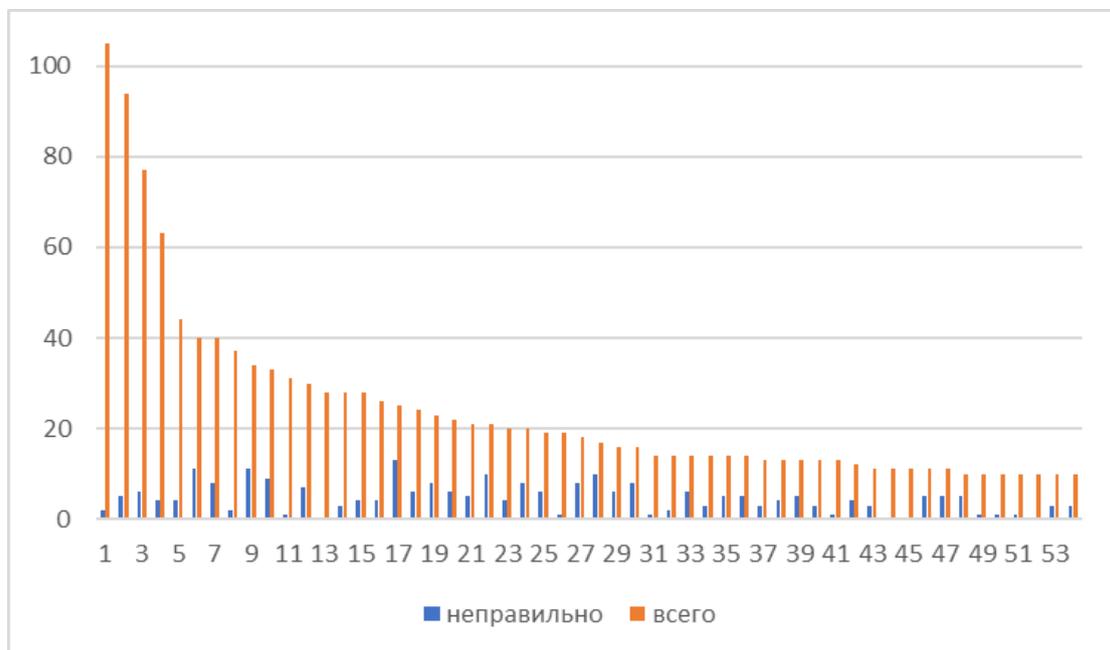


Рисунок 2 – Оценка назначения СОО по каждому кластеру
Figure 2 – Error reports assignment assessment for each cluster

По рисунку видно, что лишь небольшая доля назначенных СОО не соответствует тематике кластеров. Определены значения показателей качества кластеризации: $p_1=0,81$, $p_2=0,76$. В связи с чем можно сделать вывод, что качество кластеризации с использованием адаптированного алгоритма Lingo является приемлемым для выявления типовых СОО и создания справочника типовых СОО. Время, необходимое на печать текста СОО в отклике t_i при использовании разработанного метода ППР на базе кластеризации СОО, значительно сокращается, что приводит также к сокращению времени на подготовку контролером отклика исполнителю (время сокращено на 43%).

Заключение

В результате проведенного исследования решены следующие задачи:

- разработан метод ППР на базе кластеризации СОО, позволяющий создавать «полноценный» отклик по выполненной СОЗ;
- разработано специальное ПО, которое совместно с существующей системой кластеризации Carrot2, реализует разработанный метод;
- осуществлено внедрение ПО в УГАТУ при организации дистанционных предзащит ВКР. На основе проведенной кластеризации определены типовые СОО и составлен справочник типовых СОО. Оценка качества кластеризации показала, что примененный адаптированный алгоритм Lingo является приемлемым для выявления типовых СОО;
- в результате внедрения ПО сокращено время на подготовку контролером (членом комиссии по предзащите) отклика по выполненной СОЗ исполнителю (студенту-дипломнику).

ЛИТЕРАТУРА

1. Латыпова В.А. Концепция управления процессом дистанционного автоматизированного обучения при решении сложных открытых задач с использованием банка ошибок. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2019;7(3). Доступно по адресу: moit.vivt.ru/wp-content/uploads/2019/09/Latypova_3_19_1.pdf (дата обращения 28.09.2020). doi: 10.26102/2310-6018/2019.26.3.015
2. Balfour S. Assessing writing in MOOCs: automated essay scoring and calibrated peer review. *Research & Practice in Assessment*. 2013;8:40-48.
3. Heaven D. AI peer reviewers unleashed to ease publishing grind. *Nature*. 2018;563(7733):609-610. doi: 10.1038/d41586-018-07245-9.
4. Кириченко К.М., Герасимов М.Б. Обзор методов кластеризации текстовой информации. *Материалы конференции Dialog*. 2001. Доступно по адресу: www.dialog-21.ru/digest/2001/articles/kirichenko (дата обращения 28.09.2020).
5. Nagwani N.K., Verma S. Software Bug Classification using Suffix Tree Clustering (STC) Algorithm. *IJCST*. 2011;2(1): 36-41.
6. Hammad M., Alzyoudi R., Otoom A.F. Automatic clustering of bug reports. *IJACR*. 2018; 8(39):313-323. doi: 10.19101/IJACR.2018.839013.
7. Osinski S., Stefanowski J., Weiss D. Lingo: search results clustering algorithm based on singular value decomposition. *Intelligent Information Processing and Web Mining. Advances in Soft Computing*. Springer, Berlin, Heidelberg. 2004;25:359-368. doi: 10.1007/978-3-540-39985-8_37.
8. Osinski, S. An Algorithm for Clustering of Web Search Results. *Master's thesis*. Poznan University of Technology, Poland. 2003. Available from:

citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.95.5832&rep=rep1&type=pdf
(accessed 28.09.2020).

9. Попов М.П. Эффективные приемы набора и редактирования текста. СПб.:БХВ-Петербург. 2006.
10. Carrot2 official site. Available from: project.carrot2.org (accessed 28.09.2020).
11. Латыпова В.А. Программа: банк ошибок. Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ RU 2016611178, 27.01.2016. Заявка № 2015619438 от 06.10.2015.
12. Латыпова В.А. Программа сбора информации при управлении процессом обучения при решении сложных открытых задач. Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ RU 2019663469, 17.10.2019. Заявка № 2019662317 от 07.10.2019.

REFERENCES

1. Latypova V.A. A concept of online automated training process management in implementing complex open ended assignments based on the use of error bank. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2019;7(3). Available from: moit.vivt.ru/wp-content/uploads/2019/09/Latypova_3_19_1.pdf (In Russ) (accessed 28.09.2020). doi: 10.26102/2310-6018/2019.26.3.015
2. Balfour S. Assessing writing in MOOCs: automated essay scoring and calibrated peer review. *Research & Practice in Assessment*. 2013;8:40-48.
3. Heaven D. AI peer reviewers unleashed to ease publishing grind. *Nature*. 2018;563(7733):609-610. doi: 10.1038/d41586-018-07245-9
4. Kirichenko K.M., Gerasimov M.B. Obzor metodov klasterizatsii tekstovoi informatsii. *Proceedings Dialog*. 2001. Available from: www.dialog-21.ru/digest/2001/articles/kirichenko (In Russ) (accessed 28.09.2020).
5. Nagwani N.K., Verma S. Software Bug Classification using Suffix Tree Clustering (STC) Algorithm. *IJCST*. 2011;2(1): 36-41.
6. Hammad M., Alzyoudi R., Otoom A.F. Automatic clustering of bug reports. *IJACR*. 2018; 8(39):313-323. doi: 10.19101/IJACR.2018.839013.
7. Osinski S., Stefanowski J., Weiss D. Lingo: search results clustering algorithm based on singular value decomposition. *Intelligent Information Processing and Web Mining. Advances in Soft Computing*. Springer, Berlin, Heidelberg. 2004;25:359-368. doi: 10.1007/978-3-540-39985-8_37.
8. Osinski, S. An Algorithm for Clustering of Web Search Results. *Master's thesis*. Poznan University of Technology, Poland. 2003. Available from: citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.95.5832&rep=rep1&type=pdf (accessed 28.09.2020).
9. Popov M.P. Effektivnye priemy nabora i redaktirovaniya teksta. SPb.:BKhV-Peterburg. 2006. (In Russ)
10. Carrot2 official site. Available from: project.carrot2.org (accessed 28.09.2020).
11. Latypova V.A. Programma: bank oshibok. Svidetel'stvo o registratsii programmy dlya EVM RU 2016611178, 27.01.2016. Zayavka № 2015619438 ot 06.10.2015. (In Russ)
12. Latypova V.A. Programma sbora informatsii pri upravlenii protsessom obucheniya pri reshenii slozhnykh otkrytykh zadach. Svidetel'stvo o registratsii programmy dlya EVM RU 2019663469, 17.10.2019. Zayavka № 2019662317 ot 07.10.2019. (In Russ)

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ / INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Латыпова Виктория Александровна, старший преподаватель кафедры автоматизированных систем управления, ФГБОУ ВО "Уфимский государственный авиационный технический университет", Уфа, Российская Федерация.

e-mail: vikvaphoto@yandex.ru

ORCID: [0000-0003-3063-105X](https://orcid.org/0000-0003-3063-105X)

Viktoriya A. Latypova, Senior Lecturer, Department of Automated Management Systems, Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education "Ufa State Aviation Technical University", Ufa, Russian Federation