



АҚПАРАТТЫҚ ЖҮЙЕЛЕР (САЛАЛАР БОЙЫНША)  
ИНФОРМАЦИОННЫЕ СИСТЕМЫ (ПО ОТРАСЛЯМ)  
INFORMATION SYSTEMS (BY INDUSTRY)

DOI 10.51885/1561-4212\_2022\_4\_207  
MPHTI 20.53.19

Л.Р. Сулейменова<sup>1</sup>, Ю.А. Вайс<sup>2</sup>, С.Ж. Рахметуллина<sup>3</sup>

Восточно-Казахстанский технический университет им. Д. Серикбаева,  
г. Усть-Каменогорск, Казахстан

<sup>1</sup>E-mail: [Lsuleimenova@edu.ektu.kz](mailto:Lsuleimenova@edu.ektu.kz)\*

<sup>2</sup>E-mail: [YuVais@edu.ektu.kz](mailto:YuVais@edu.ektu.kz)

<sup>3</sup>E-mail: [SRakhmetullina@edu.ektu.kz](mailto:SRakhmetullina@edu.ektu.kz)

## ЛОКАЛЬНАЯ АДАПТИВНАЯ КЛАСТЕРИЗАЦИЯ В МОНИТОРИНГЕ ОЦЕНКИ ПОТЕНЦИАЛА КАДРОВ

## КАДРЛАР ӘЛЕУЕТІН БАҒАЛАУ МОНИТОРИНГІНДЕ ЖЕРГІЛІКТІ БЕЙІНДІ КЛАСТЕРЛЕУ

## LOCALLY ADAPTIVE CLUSTERING IN THE MONITORING OF PERSONNEL POTENTIAL ASSESSMENT

**Аннотация.** Инструмент оценки трудового потенциала персонала лежит в основе многих бизнес-процессов по работе с персоналом, в частности управления его развитием. Этот инструмент позволяет увидеть способность сотрудников достигать своих целей, увидеть окупаемость затрат на персонал, измерение его стоимости. В статье проанализированы подходы к оценке, представленные в научной литературе, и применен кластерный анализ для оценки кадрового потенциала. Предложена авторская методика локальной адаптивной кластеризации и архитектура системы мониторинга оценки потенциала кадров, выделены кластеры кадров с различным потенциалом.

**Ключевые слова:** адаптивная кластеризация, метрика Минковского, микросервисная архитектура, мониторинг кадрового потенциала.

**Аңдатпа.** Персоналдың еңбек әлеуетін бағалау құралы персоналмен жұмыс істеу, атап айтқанда оның дамуын басқару бойынша көптеген бизнес-процестердің негізінде жатыр. Бұл құрал қызметкерлердің өз мақсаттарына жету қабілетін көруге, қызметкерлердің шығындарының өтелуін, оның құнын өлшеуге мүмкіндік береді. Ғылыми әдебиеттерде ұсынылған бағалау тәсілдерін талданылды. Бұл мақалада кадрлық әлеуетті бағалау үшін кластерлік талдау қолданылады. Жергілікті бейінді кластерлеудің авторлық әдістемесі және кадрлардың әлеуетін бағалаудың мониторинг жүйесінің архитектурасы ұсынылды. Әртүрлі әлеуеті бар кадрлар кластерлері анықталды.

**Түйін сөздер:** адаптивті кластерлеу, Минковский метрикасы, микросервистік архитектура, кадрлық әлеуетті мониторингтеу.

**Abstract.** The tool for assessing the labor potential of personnel is at the heart of many business processes for working with personnel, in particular, managing its development. This tool allows you to see the ability of employees to achieve their goals, to see the payback of personnel costs, measurement of its value. We have analyzed the approaches to evaluation presented in the scientific literature. In this article, cluster analysis is used to assess human resources potential. The author's methodology of local adaptive clustering and the architecture of the personnel potential assessment monitoring system are proposed. We

*have identified clusters of personnel with different potential.*

**Keywords:** *adaptive clustering, Minkowski metric, micro service architecture, personnel potential monitoring.*

*Введение.* На современном этапе развития Казахстана особое внимание уделяется высшему образованию как одному из ключевых институтов, стимулирующих инновационное функционирование экономики. Поставленные задачи не могут быть решены без соответствующего уровня кадрового потенциала. В связи с этим очень актуально проводить мониторинг кадрового потенциала вуза с целью анализа соответствия требуемым стандартам. Любая оценка базируется на соответствующих данных.

За последнее десятилетие количество информации, накапливаемой даже ежесекундно, стало огромным и бесценным в плане оперативного анализа данных. Поток данных поступает отовсюду. Например, данные о публикациях преподавателя можно получать из разных источников, таких как базы данных вуза, Scopus, Web of Science, социальные сети и многие другие источники. Для успешного менеджмента в вузе нужен не просто сбор таких массивных данных, но и анализ этих данных, для того чтобы эффективно управлять качеством образования [1]. Общепринято в этих случаях использовать интеллектуальный анализ данных.

Интеллектуальный анализ данных охватывает широкий спектр процедур анализа данных, включая классификацию, регрессию, кластеризацию и так далее. В этой статье мы сосредоточимся на процедуре локальной адаптивной кластеризации, которая направлена на разделение данных на группы похожих объектов, удовлетворяющих условиям максимизации сходства между объектами в одной группе и минимизации сходства между объектами в разных группах [2]. В данном исследовании предлагается для локальной адаптивной кластеризации использовать метрику Минковского. Данный подход учитывает разнообразие подпространств и полученные знания в рамках каждого из построенных представлений.

*Литературный обзор.* Высшие учебные заведения во всем мире сегодня работают в очень динамичной и сложной среде. Процессы глобализации и стремительное развитие информационно-коммуникационных технологий привели к очень сильной конкуренции не только между компаниями, но и между университетами. Ведущие образовательные учреждения США, Западной Европы уже испытали на себе негативные последствия этих изменений и осознали, что для того, чтобы оставаться конкурентоспособными, им необходимо проявлять инициативу, внедрять инновационные подходы к управлению и использовать прогрессивные методы и методики.

Корпоративная информационная система ВКТУ им. Д. Серикбаева представляет собой комплекс программ, направленных на автоматизацию и управление различными бизнес-процессами вуза. В КИС по управлению научно-образовательной деятельностью вуза включена подсистема аналитической обработки данных, которая ориентирована на автоматизацию системы планирования и принятия решений по эффективному функционированию бизнес-процессов вуза. Для организации мониторинга необходимы данные из локальной базы данных КИС, а также интегрированные данные из Scopus, Web of Science, базы патентов Казахстана, государственного реестра изобретений, полезных моделей, промышленных образцов, товарных знаков, наименований мест происхождения товаров, селекционных достижений Республики Казахстан.

Для определения кадрового потенциала применяются различные методы анализа. Например, статистические методы анализа кадрового потенциала хорошо рассмотрены в диссертации Крымзина Д.Н. «Статистические методы интегральной оценки кадрового

потенциала вуза». Существующие в литературе методы оценки человеческого потенциала можно объединить в четыре группы:

– метод подсчета баллов по компонентам человеческого потенциала (каждый компонент человеческого потенциала выражается в баллах через определенные промежутки времени);

– методология оценки человеческого потенциала путем расчета обобщающего объемного показателя (например, совокупного фонда потенциала рабочего времени или производительности труда);

– интегральная оценка трудового потенциала (весь набор составляющих человеческих ресурсов приведен в едином показателе);

– кластерный метод (оценочная шкала для разделения на группы с выделением оптимального, приемлемого, среднего и наихудшего диапазонов значений).

В работах Арзамасцева А.В, Макарова Л.В., Рожковой Т.С. рассматривается метод подсчета баллов по компонентам человеческого потенциала. Коллегами из Тюменского государственного нефтегазового университета рассмотрена реализация методологии оценки человеческого потенциала путем расчета обобщающего объемного показателя [3]. Судакова Е.С. в своей работе проводит весьма хороший анализ на основе интегральной оценки трудового потенциала [4].

В данном исследовании будет использован кластерный метод анализа потенциала кадров. Использование кластерного анализа для оценки кадрового потенциала рассматривается во многих работах. Например, в статье Сеноквой О.В. «Кластеризация в системе подготовки кадров» кластерный анализ был применен для того, чтобы выявить наиболее проблемные специальности при подготовке кадров. В диссертационной работе Михеевой М.А. «Социальные технологии управления трудовым потенциалом научно-педагогического персонала вуза» применяется кластерный анализ на основе анкетных данных для разбиения на группы ППС по удовлетворенности условиями труда [5].

Рассмотрев работы по определению кадрового потенциала можно сделать вывод, что ни одна из работ не адаптирована к Казахстанским требованиям, выдвигаемым для профессорско-преподавательского состава. Не учитываются рамки получения ученых званий и степеней, публикационная активность входит в оценку, как правило, как статистическая единица

*Материалы и методы исследования.* Для реализации представленной в статье задачи исследования была построена архитектура системы мониторинга. Логическая архитектура системы, представленная на рис. 1, характеризуется наличием следующих четырех уровней:

I – уровень извлечения данных;

II – уровень хранения;

III – уровень обработки данных;

IV – уровень представления данных.



Рисунок 1. Логическая архитектура системы

Первый уровень архитектуры реализует извлечение данных из внешних разнородных источников, их очистки и загрузки на основе разработанной онтологической модели [6, 7]. Внешними источниками данных являются наукометрические базы Scopus, Web of Science, база патентов Казахстана, Государственный реестр изобретений, полезных моделей, промышленных образцов, товарных знаков, наименований мест происхождения товаров, селекционных достижений РК [8].

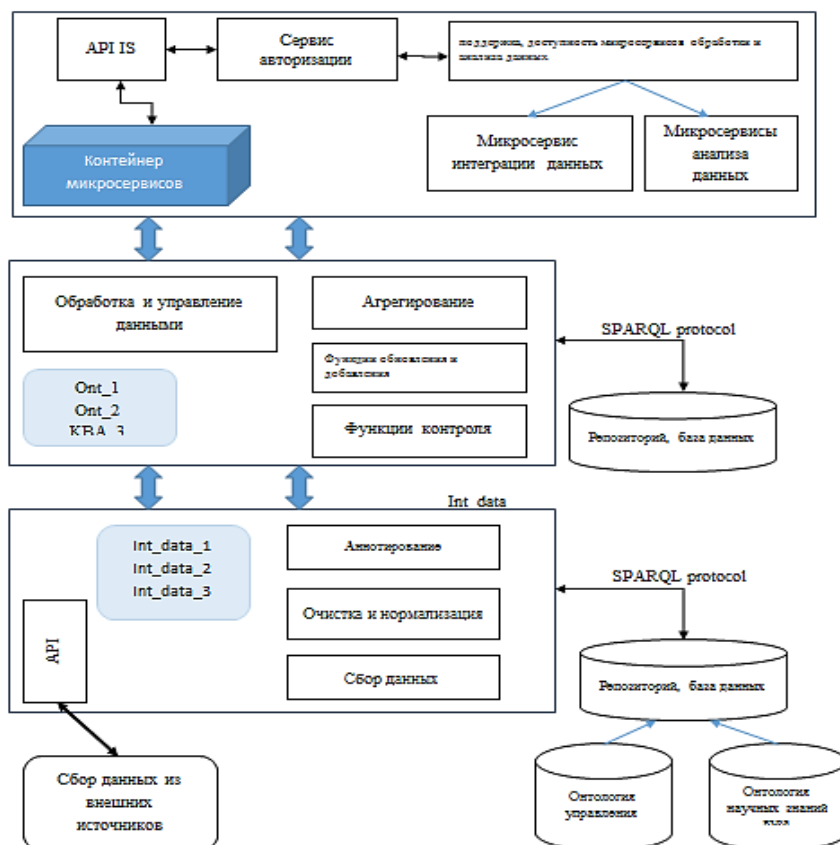
Второй уровень архитектуры предназначен для хранения очищенных данных и формирования базы знаний. Службы хранения данных обеспечиваются Microsoft SQL Server, онтология – XML/RDF.

Третий уровень – это уровень бизнес-логики. Он содержит блоки с основными функциональными возможностями, такие как модуль ввода данных, модуль управления данными, модули анализа данных. Более того, этот уровень содержит уровень логики связи, который действует как связующее звено между различными модулями, поскольку он обеспечивает связь между уровнем данных и уровнем представления данных. Третий уровень архитектуры реализует основной функционал системы и содержит модули выбора задач, предобработки показателей, анализа и оценки соответствия, оценки и анализа кадрового пула на основе алгоритма адаптивной кластеризации (по запросам ЛПР, экспертам, потребителям образовательных услуг).

Четвертый уровень представления данных работает как точка взаимодействия между системой и пользователем. Он обеспечивает единый шлюз для сотрудников вуза для обмена информацией и решения основных задач, т.е. ввода данных, отображения результатов и предоставления выходных данных, а также для других взаимодействий (проверка результатов, проверка хода процессов и т.д.). Интерфейс разработан с применением Интернет-технологий, так как web-interface соответствуют тенденциям развития интерфейсов: минимализма и простоты, интерактивности и асинхронности, упрощенности мобильного интерфейса и других стандартов.

Логическая архитектура в обобщенном виде представлена на рис. 2 в микросервисной архитектуре. Микросервисная архитектура была выбрана для того, чтобы приложение

состояло из маленьких независимых приложений, работающих со своими собственными ресурсами и развивающихся независимо друг от друга. При этом приложения можно потенциально размещать на разных машинах. В этом случае каждый сервис занимается определенной задачей и независим от работы других компонентов, что сказывается в плане улучшения организации и производительности. Несвязанные сервисы легче адаптировать для обслуживания различных приложений, и есть возможность при необходимости изолировать проблемные места и масштабировать их независимо от остального приложения.



**Рисунок 2.** Микросервисная архитектура системы

Резюмируем преимущества реализованной микросервисной архитектуры для использования метода мониторинга развития кадров вуза, основанного на кластеризации:

- гибкость и продуктивность;
- масштабируемость. Любой микросервис можно масштабировать во время исполнения, независимо от других микросервисов, тем самым обеспечивая наиболее эффективное использование ресурсов и оперативную реакцию на изменение нагрузки;
- устойчивость. Каждый микросервисный компонент должен быть разработан так, чтобы требования к собственной доступности выполнялись без необходимости выставлять данные требования к другим компонентам приложения [9].

Микросервисная архитектура системы состоит из трех основных модулей: Int\_data n., Ont\_n и API IS.

Модуль Int\_data n представляет собой представление метаданных элементов данных и их семантических взаимосвязей в понятной как для человека, так и для машины структуре

по внешним источникам. API предоставляют интерфейс прикладного программирования для сбора данных от разнородных внешних источников. Чтобы повысить доступность данных, кэширование данных и гибкость данных для служб анализа, каждый уровень содержит отдельные базы данных и базы знаний. Базы знаний создаются и развертываются на основе структуры описания ресурсов (RDF) и языка веб-онтологий (OWL).

В модуль Ont\_n входят разработанные онтологии управления вузом и базы знаний вуза.

Модуль API IS содержит функции операций создания, чтения, обновления и удаления. Когда запрос на интеллектуальную услугу передается при посредничестве модуля API IS, запрос аутентифицируется модулем аутентификации служб. После аутентификации запроса на обслуживание группа микросервисов обнаруживается на основе шаблонов для выполнения интеллектуальных функций внутри контейнеров. Контейнеры обеспечивают изолированную среду и виртуализацию на уровне операционной системы для управления ресурсами и процессами для выполнения микросервисов с высокой доступностью и масштабируемостью [47]. В контейнерах загруженные микросервисы анализа данных поддерживают библиотеки, методы обработки данных и модели машинного обучения в виде микрокода.

Для реализации локальной адаптивной кластеризации в микросервисе анализа данных (модуль API IS) представим разработанные алгоритмы с использованием метрики Минковского.

Исходный набор данных с несколькими представлениями  $X = \{X_1, \dots, X_N\}$ , состоит из  $N$  точек данных, где  $X^i = \{x_i^1, \dots, x_i^T\}$ , обозначает  $i$ -й экземпляр, где  $X_i^1$  представляет представление  $t$ -го вида  $i$ -ой позиции и  $T$  – количество представлений, а размерность  $t$ -го представления равна  $G_t$ . Цель состоит в том, чтобы объединить информацию из нескольких представлений таким образом, чтобы разделить экземпляры в  $t$ -м представлении на  $K$  кластеров  $\{S_1^t, \dots, S_K^t\}$  одновременно, где  $S_k^t$  обозначает  $k$ -й кластер (т.е. точки данных, принадлежащие  $k$ -му кластеру) в  $t$ -м представлении.

На основе методологии кластеризации на основе поиска центров, необходимо найти набор кластерных назначений  $\tilde{U} = \{U^{(1)}, \dots, U^{(T)}\}$  и множество центров кластеров  $\tilde{\theta} = \{\theta^{(1)}, \dots, \theta^{(T)}\}$ , где  $U^{(t)} = [u_{ik}^{(t)}]_{N \times K}$  с  $u_{ik}^{(t)}$  является присвоением кластера  $i$ -го экземпляра  $k$ -му кластеру в  $t$ -м представлении и  $\theta^{(t)} = [\theta_{ik}^{(t)}]_{K \times G_t}$  с  $\theta_{ik}^{(t)}$  является  $i$ -м измерением  $k$ -го центра кластера в  $t$ -м представлении. Кроме того, вводятся два типа взвешивания, а именно взвешивания видов  $V = \{v^{(1)}, \dots, v^{(T)}\}$  и веса локальных признаков  $W = \{w^{(1)}, \dots, w^{(T)}\}$ , где  $v^{(t)}$  обозначает взвешивание  $j$ -го представления и  $W^{(t)} = [w_{ik}^{(t)}]_{K \times G_t}$ , где  $w_{ik}^{(t)}$  является взвешиванием для  $i$ -го измерения  $k$ -го центра кластера в  $t$ -м представлении.

Целевая функция:

$$AK(\tilde{U}, \tilde{\theta}, \tilde{W}, V) = \sum_{t=1}^T \vartheta^{(t)} \left( \sum_{k=1}^K \frac{1}{|S_k^{(t)}|} \sum_{i=1}^N u_{ik}^{(t)} \sum_{j=1}^{G_t} w_{kj}^{(t)} |x_{tj}^{(i)} - \theta_{kj}^{(t)}|^p \right) + \\ + \alpha \sum_{t=1}^T \sum_{k=1}^K \sum_{j=1}^{G_t} w_{kj}^{(t)} \log w_{kj}^{(t)} + \beta \sum_{t=1}^T \vartheta^{(t)} \log \vartheta^{(t)}, \quad (1)$$

где:  $\alpha$  и  $\beta$  – два параметра, управляющие распределениями весов  $W$  и  $V$  соответственно;

$|S_k^{(t)}|$  – количество экземпляров, распределенных  $k$ -му кластеру  $S_k^{(t)}$  в  $t$ -м представлении;

$x_{ij}^{(t)}$  –  $j$ -ое измерение в  $t$ -м представлении описание  $i$ -го экземпляра;

$$\sum_{t=1}^T \vartheta^{(t)} = 1, \quad 0 \leq \vartheta^{(t)} \leq 1,$$

$$\sum_{j=1}^{G_t} w_{kj}^{(t)} = 1, \quad k = 1, \dots, K, t = 1, \dots, T,$$

$$\sum_{k=1}^K u_{ik}^{(t)} = 1, \quad u_{ik}^{(t)} \in \{0,1\}, \quad i = 1, \dots, N, t = 1, \dots, T.$$

В целевой функции первый член используется для построения лежащего в основе низкоразмерного подпространства в  $t$ -м представлении путем присвоения веса  $w_{kj}^{(t)}$   $j$ -му измерению  $k$ -го кластера в  $t$ -м представлении. Второй член – это энтропия весовых переменных  $W$  с параметром  $\alpha$ , управляющим распределением  $W$ . Большее значение  $\alpha$  приведет к более равномерному распределению, т. е. в каждом представлении будет выбрано больше признаков для построения подпространств, связанных с кластерами. Третий член – это энтропия весовых переменных  $V$  с параметром  $\beta$ , управляющим распределением  $V$ . Точно так же большее значение  $\beta$  приведет к более равномерному распределению, т. е. представления будут более равномерно учитываться при кластеризации.

Расстояние Минковского между  $x_i$  и  $\theta_k$  размерности  $G_t$  в  $t$ -м представлении определяется формулой (2):

$$dist^{(t)}(x_i, \theta_k) = \sqrt[p]{\sum_{j=1}^{G_t} |x_{ij}^{(t)} - \theta_{kj}^{(t)}|^p}. \quad (2)$$

В рамках проведенного исследования метрику расстояния, удаляя  $p$ -й корень из расстояния Минковского, и кратко обозначив  $j$ -ю характеристику в  $t$ -м представлении  $|x_{ij}^{(t)} - \theta_{kj}^{(t)}|^p$  как  $d_{ik;j}^{(t)}$ . Без учета взвешивания объектов используемая метрика расстояния между  $x_i$  и  $\theta_k$  в  $t$ -м представлении расширяется от квадрата евклидова расстояния до расстояния Минковского со степенью  $p$ :

$$dist_p^{(t)}(x_i, \theta_k) = \left( \sqrt[p]{\sum_{j=1}^{G_t} |x_{ij}^{(t)} - \theta_{kj}^{(t)}|^p} \right)^p = \left( dist^{(t)}(x_i, \theta_k) \right)^p = \sum_{j=1}^{G_t} d_{ik;j}^{(t)}. \quad (3)$$

Используемая метрика расстояния Минковского определяется параметром  $p$ , что делает данный метод адаптивным к различным прикладным задачам, кроме двух особых случаев: когда  $p = 2$ , оно равно квадрату евклидова расстояния в метрическом пространстве, когда  $p = 1$ , оно равно манхэттенскому расстоянию в метрическом пространстве.

Для обновления центров кластеров, т. е.  $\theta_{kj}^{(t)}$  в  $t$ -м представлении, фиксируем значения переменных  $W, U, V$ .

В первом предельном случае, когда параметр  $p = 2$ , что приводит к квадрату евклидова расстояния, можно напрямую взять производную целевой функции (1) относительно  $\theta_{kj}^{(t)}$ , а затем, полагая его равным 0, получить (4):

$$\theta_{kj}^{(t)} = \frac{\sum_{i=1}^N u_{ik}^{(t)} x_{ij}^{(t)}}{\sum_{i=1}^N u_{ik}^{(t)}}, \quad k = 1, \dots, K. \quad (4)$$

Приведенное уравнение используется для обновления центров кластеров в евклидовом пространстве.

Во втором крайнем случае, когда параметр  $p = 1$ , который указывает манхэттенское расстояние со степенью  $p$  для измерения метрики,  $k$ -й центр кластера в  $t$ -м представлении  $\theta_{kj}^{(t)}$  может быть обновлен как медиана значения точки данных, принадлежащих кластеру.

Обычно рассматриваются нормальные случаи расстояния Минковского, т.е.  $p \neq 1$  или  $p \neq 2$ . В таких случаях применяется алгоритм градиентного (наискорейшего) спуска для вычисления центров по критерию Минковского.

*Результаты и их обсуждения.* В микросервисе анализа приведенные алгоритмы были реализованы по локальной адаптивной кластеризации данных с использованием метрики Минковского. На рис. 3 представлены результаты анализа данных научно-исследовательской деятельности с учетом академической деятельности. В результате обнаружена дифференциация в разрезе ученых степеней. В связи с этим возникла необходимость разбиения множества ППС на устойчивые группы со схожими характеристиками результатов работ. Как наглядно видно на рис. 3, в результате работы исходный набор данных разбит на 5 кластеров.

Анализируя показатели профессорско-преподавательского состава в каждом из полученных кластеров, определили следующее:

- первый кластер – это ППС, снижающий публикационную активность вуза в целом;
- второй и третий кластеры – ППС, который после получения степени или звания, т.е. после выполнения каких-либо планов, перестал заниматься наукой;
- четвертый и пятый кластеры – ППС, являющийся основной опорой университета в науке. Сюда попали в основном те, кто после получения степени/звания продолжает активно заниматься наукой и публикациями.





**Рисунок 3.** Результаты анализа данных научно-исследовательской деятельности профессорско-преподавательского состава с учетом академической деятельности

*Заключение.* Применение локальной адаптивной кластеризации с использованием метрики Минковского для системы мониторинга развития кадров вуза позволило разбить ППС на пять кластеров. Для реализации была предложена авторская методика локальной адаптивной кластеризации и архитектура системы мониторинга оценки потенциала кадров. Очевидно, что самые перспективные кадры находятся четвертом и пятом кластерах. Для этих кластеров стоит создать более благоприятные условия в плане развития. Тогда как со вторым, третьим и тем более первым кластерами предстоит более кропотливая работа.

#### Список литературы

1. Лебедева Д.С., Василенко М.А. Менеджмент в системе высшего образования. – Availableat: <https://scienceforum.ru/2019/article/2018016657>><https://scienceforum.ru/2019/article/201801665>
2. Обзор алгоритмов кластеризации данных. – Availableat: <https://habr.com/ru/post/101338/>
3. Потуданская В. Ф., Трункина Л. В. Оценка трудового потенциала персонала предприятия //Бизнес. Образование. Право. – 2011. – №. 4. – С. 96-101.
4. Судакова Е. С. Оценка трудового потенциала персонала: подходы, методы, методика //Вестник евразийской науки. – 2014. – №. 4 (23). – С. 97.
5. Михеева М.А. Социальные технологии управления трудовым потенциалом научно-педагогического персонала вуза. – 2010.
6. L. Suleimenova, S. Rakhmetullina, N. Denissova, Iu. Krak, E. Aitmukhanbetova. Information Model for Monitoring the Development of the University // International Journal of Computing. – 2021. – 20(2). – P. 201-210.
7. Suleimenova L., Vais Yi., Rakhmetullina S. Mathematical model of the monitoring system of university development // Вестник ВКГТУ им. Д. Серикбаева. Совместный выпуск по материалам Междунар. конф. «Вычислительные и информационные технологии в науке, технике и образовании» (СITech–2018), 25-28 сентября 2018. – Т. 1. – Ч. 3. – 2018. – С. 39-44.
8. Сулейменова Л.П., Рахметуллина С., Увалиева И. Система оценки эффективности научно-исследовательской деятельности вуза на основе онтологической модели // Вестник государственного университета имени Шакарима. – 2020. – № 3 (91). – С. 40-44.
9. Jarwar M. A., Ali S., Chong I. Microservices model to enhance the availability of data for buildings energy efficiency management services // Energies. – 2019. – Т. 12. – №. 3. – С. 360.
10. Feng L. et al. Multi-view spectral clustering via robust local subspace learning //soft computing. – 2017. – Т. 21. – №. 8. – С. 1937-1948.

11. Ben-Bouazza F. E. et al. Unsupervised collaborative learning based on Optimal Transport theory // *Journal of Intelligent Systems*. – 2021. – Т. 30. – №. 1. – С. 698-719.
12. Ben-Bouazza F.E. et al. Subspace guided collaborative clustering based on optimal transport // *International Conference on Soft Computing and Pattern Recognition*. – Springer, Cham, 2020. – С. 113-124.
13. Cornuéjols A. et al. Collaborative clustering: Why, when, what and how // *Information Fusion*. – 2018. – Т. 39. – С. 81-95.
14. De Amorim R. C., Mirkin B. Minkowski metric, feature weighting and anomalous cluster initializing in K-Means clustering // *Pattern Recognition*. – 2012. – Т. 45. – №. 3. – С. 1061-1075.
15. Aradnia A., Haeri M. A., Ebadzadeh M. M. Adaptive explicit kernel minkowski weighted K-means // *Information sciences*. – 2022. – Т. 584. – С. 503-518.

#### References

1. Lebedeva D.S., Vasilenko M.A. Menedzhment v sisteme vysshego obrazovaniya. – Availableat: <https://scienceforum.ru/2019/article/2018016657>><https://scienceforum.ru/2019/article/201801665>
  2. Obzor algoritmov klasterizacii dannyh. – Availableat: <https://habr.com/ru/post/101338/>
  3. Potudanskaya V. F., Trunkina L. V. Ocenka trudovogo potentsiala personala predpriyatiya // *Biznes. Obrazovanie. Pravo*. – 2011. – №. 4. – С. 96-101.
  4. Sudakova E. S. Ocenka trudovogo potentsiala personala: podhody, metody, metodika // *Vestnik evrazijskoj nauki*. – 2014. – №. 4 (23). – С. 97.
  5. Miheeva M. A. Social'nye tekhnologii upravleniya trudovym potentsialom nauchno-pedagogicheskogo personala vuza. – 2010.
  6. L. Suleimenova, S. Rakhmetullina, N. Denissova, Iu. Krak, E. Aitmukhanbetova. Information Model for Monitoring the Development of the University // *International Journal of Computing*. – 2021. – 20(2). – P. 201-210.
  7. Suleimenova L., Vais Yi., Rakhmetullina S. Mathematical model of the monitoring system of university development // *Vestnik VKGTU im. D. Serikbaeva. Sovmestnyj vypusk po materialam Mezhdunar. Konf. «Vychislitel'nye i informacionnye tekhnologii v nauke, tekhnike i obrazovanii» (CITech–2018), 25-28 sentyabrya 2018*. – Т. 1. – CH. 3. – 2018. – С. 39-44.
  8. Sulejmenova L.R., Rahmetullina S., Uvalieva I. Sistema ocenki effektivnosti nauchno-issledovatel'skoj deyatel'nosti vuza na osnove ontologicheskoy modeli // *Vestnik gosudarstvennogo universiteta imeni SHakarima*. – 2020. – № 3 (91). – С. 40-44.
  9. Jarwar M. A., Ali S., Chong I. Microservices model to enhance the availability of data for buildings energy efficiency management services // *Energies*. – 2019. – Т. 12. – №. 3. – С. 360.
  10. Feng L. et al. Multi-view spectral clustering via robust local subspace learning // *soft computing*. – 2017. – Т. 21. – №. 8. – С. 1937-1948.
  11. Ben-Bouazza F. E. et al. Unsupervised collaborative learning based on Optimal Transport theory // *Journal of Intelligent Systems*. – 2021. – Т. 30. – №. 1. – С. 698-719.
  12. Ben-Bouazza F. E. et al. Subspace guided collaborative clustering based on optimal transport // *International Conference on Soft Computing and Pattern Recognition*. – Springer, Cham, 2020. – С. 113-124.
  13. Cornuéjols A. et al. Collaborative clustering: Why, when, what and how // *Information Fusion*. – 2018. – Т. 39. – С. 81-95.
  14. De Amorim R. C., Mirkin B. Minkowski metric, feature weighting and anomalous cluster initializing in K-Means clustering // *Pattern Recognition*. – 2012. – Т. 45. – №. 3. – С. 1061-1075.
  15. Aradnia A., Haeri M. A., Ebadzadeh M. M. Adaptive explicit kernel minkowski weighted K-means // *Information sciences*. – 2022. – Т. 584. – С. 503-518.
- 
-