

DOI: 10.32517/0234-0453-2024-39-3-29-43

АРХИТЕКТУРА СИСТЕМЫ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛИЗА КОМПЕТЕНЦИЙ ДЛЯ АКТУАЛИЗАЦИИ ОБРАЗОВАТЕЛЬНЫХ ПРОГРАММ ВУЗА

М. В. Деев¹ ✉¹ Пензенский государственный университет, г. Пенза, Россия

✉ miqz@yandex.ru

Аннотация

Проблема актуализации образовательных программ и образовательного контента тесно связана с необходимостью их адаптации к меняющимся условиям региональных рынков труда. Решение этой проблемы достигается посредством сбора и анализа данных о компетентностных требованиях работодателей к квалификации специалистов (сами данные можно извлечь из объявлений о вакансиях на открытых ресурсах в сети Интернет).

В статье представлен метод использования поисковых роботов и модулей обработки текстовых данных для получения формализованных описаний компетентностных требований и сравнения их по степени сходства с описаниями компетенций из образовательных программ. Для сравнительного анализа компетентностных требований разработан метод кластеризации с использованием аппарата нечеткой логики и нейронной сети. Архитектура системы сбора и интеллектуального анализа вакансий включает в себя поисковые краулеры, модуль парсинга текстовых данных с очисткой от информационных шумов, модуль консолидации данных, модуль генерации словаря ключевых слов, модуль синтеза векторов компетенций, модуль кластеризации, распределенный реестр формализованных описаний компетенций и др.

Результаты сравнительного анализа необходимы для оценки соответствия компетенций специалистов, подготавливаемых в региональных вузах, требованиям работодателей в регионах. Проведенная оценка позволяет выработать рекомендации для актуализации образовательных программ и образовательного контента учебного заведения, а также провести адаптивную настройку компонентов информационно-образовательной среды вуза.

Ключевые слова: компетентностные требования, вектор ключевых слов, сравнительный анализ, образовательная программа, кластерный анализ, нечеткая нейронная сеть.

Для цитирования:

Деев М. В. Архитектура системы интеллектуального анализа компетенций для актуализации образовательных программ вуза. *Информатика и образование*. 2024;39(3):29–43. DOI: 10.32517/0234-0453-2024-39-3-29-43.

THE ARCHITECTURE OF THE SYSTEM OF INTELLIGENT ANALYSIS OF COMPETENCIES FOR UPDATING UNIVERSITY EDUCATIONAL PROGRAMS

M. V. Deev¹ ✉¹ Penza State University, Penza, Russia

✉ miqz@yandex.ru

Abstract

The problem of updating educational programs and educational content is closely related to the need to adapt them to the changing conditions of regional labor markets. The solution to the problem is achieved through the collection and analysis of data on the competence requirements of employers for the qualifications of specialists (the data itself can be extracted from job advertisements on open resources on the Internet).

The article presents a method of using search robots and text data processing modules to obtain formalized descriptions of competence requirements and compare them by degree of similarity with competence descriptions from educational programs. For a comparative analysis of competency requirements, a clustering method was developed using fuzzy logic and a neural network. The architecture of the collection and intelligent analysis system includes search crawlers, a module for parsing text data with cleaning from information noise, a data consolidation module, a keyword dictionary generation module, a module for synthesizing competency vectors, a clustering module, a distributed registry of formalized descriptions of competencies, etc.

The results of the comparative analysis are crucial for assessing the compliance of competencies of specialists trained in regional universities with the requirements of employers in the regions. The assessment allows to develop recommendations for updating educational programs and educational content of an educational institution, as well as to carry out adaptive adjustment of information and educational environment components of higher educational institutions.

Keywords: competency requirements, keyword vector, comparative analysis, educational program, cluster analysis, fuzzy neural network.

For citation:

Деев М. В. The architecture of the system of intelligent analysis of competencies for updating university educational programs. *Informatics and Education*. 2024;39(3):29–43. (In Russian.) DOI: 10.32517/0234-0453-2024-39-3-29-43.

1. Введение

Цифровизация всех сфер жизнедеятельности предполагает освоение информационно-коммуникационных компетенций специалистами разных профессий [1, 2]. Отсюда вытекают требования сходимости программ подготовки различных специалистов, сближения методов и технологий обучения по этим программам, использования универсальных образовательных ресурсов и материалов [3]. Освоение информационно-коммуникационных компетенций становится базой трансформации традиционной модели подготовки специалистов: в организации обучения в настоящий момент ведущим является конвергентный подход, который опирается на определение близких компетенций в образовательных и профессиональных стандартах разных специальностей.

Концепция конвергентного подхода в образовании (конвергентного образования) предполагает сходимость учебных траекторий в ходе освоения программ разных направлений и специальностей, в частности, в связи с тем, что требования образовательных стандартов сближаются с требованиями работодателей [4]. Реализация модели конвергентного образования в рамках информационно-образовательной среды вуза означает объединение образовательного контента в процессе построения адаптивной траектории обучения, соответствующей не только федеральным государственным образовательным стандартам (ФГОС), но и требованиям рынка труда (в том числе его региональным особенностям).

На региональном рынке образовательных услуг существует проблема подготовки востребованных специалистов, которая разворачивается в двух аспектах:

- региональные вузы готовят специалистов, которые не нужны на рынке труда к моменту их выпуска;
- работодателям необходимы специалисты, которых не готовят региональные вузы в данный момент, поскольку согласование и изменение учебных планов и программ подготовки требует длительного времени.

Данные статистических исследований кадрового рынка России показывают, что только 46 % выпускников вузов работают по специальности, 22 % выпускников находят работу по смежной специальности, а 32 % выбирают совершенно другую

специальность для работы после окончания вуза¹. Центр макроэкономического анализа и краткосрочного прогнозирования проанализировал количество выпускников вузов по различным специальностям и сопоставил эти данные со спросом на рынке труда². Выяснилось, что особенно много невостребованных специалистов в группе «политические науки и регионоведение». Кроме того, значительный избыток наблюдается в группах «управление в технических системах», «техносферная безопасность», «СМИ» и др. (рис. 1).

В условиях плановой экономики проблема недостатка специалистов в одном регионе и выпуска избыточных специалистов в другом решалась административным способом — с помощью системы обязательного распределения выпускников согласно заявкам предприятий. В рыночной экономике такого механизма не существует, поэтому для создания баланса между спросом работодателей (вакансиями в регионе) и предложением вуза (производством специалистов) нужно иметь возможность актуализировать образовательные программы вузов в соответствии с требованиями региональных работодателей [5]. Решением этой задачи может стать система интеллектуального анализа требований работодателей к компетенциям будущих выпускников.

На основе интеллектуального анализа вакансий отдельного региона можно выявить компетенции специалистов, которые востребованы на данный момент на региональном рынке труда, однако в программах подготовки местных учебных заведений не представлены. Такое расхождение характерно для специальностей, важных для динамически развивающихся областей промышленности и новых научных направлений, например, биоинформатики, информационных технологий, медицины, телекоммуникаций и т. п. [6, 7].

Целью статьи является представление инструмента анализа компетенций, формируемых образовательными программами вузов и требующихся

¹ Работать по специальности, полученной в вузе, стали чаще. *Исследовательский центр портала Superjob.ru*. 07.05.2024. <https://www.superjob.ru/research/articles/114658/rabotat-po-specialnosti/>

² Сальников В., Галимов Д., Михеева О., Сабельникова Е. Тетрадь № 12. Спецсюжет. Обеспеченность экономики кадрами: о важнейших структурных дисбалансах. *Центр макроэкономического анализа и краткосрочного прогнозирования*. 17.06.2024. http://www.forecast.ru/_ARCHIVE/Mon_13/2024/TT12_2024s.pdf



Рис. 1. Группы специальностей с максимальным избытком выпускников (количество человек на одно рабочее место).
Данные Центра макроэкономического анализа и краткосрочного прогнозирования

Fig. 1. Groups of specialties with maximum surplus of graduates (number of people per one vacancy).
Data of the Center for Macroeconomic Analysis and Short-term Forecasting

работодателям, и их синхронизации для подбора образовательного контента персонализированной подготовки специалистов.

2. Формирование компетенций и рынок труда: обзор исследований

Проблема формирования востребованных на рынке труда компетенций выпускников является объектом пристального внимания как отечественных, так и зарубежных исследователей.

N. Zaytseva, A. Larionova, V. Zhukov, S. Pervunin в статье «Role of employers in the formation of educational programs and resources for training of specialists in service sphere» [8] рассматривают вопросы разработки комплекса рекомендаций для участия работодателей в формировании образовательных программ подготовки специалистов сферы обслуживания в целях повышения качества образования и востребованности выпускников на рынке труда. Авторы отмечают, что глобальная конкуренция и расширение обмена знаниями заставили работодателей не только повысить требования к фактическим результатам обучения на всех уровнях образования, но и заявить о необходимости формирования новых качеств у выпускников.

E. Sujová, H. Čierna, E. Simanová, P. Gejdoš, J. Štefková в работе «Soft skills integration into business processes based on the requirements of employers — approach for sustainable education» [9] изучают вопрос повышения качества и устойчивости образования в вузах с учетом требований

работодателей: проанализированы и изложены ожидания работодателей от выпускников вузов в отношении их навыков. В статье N. Rhew, J. Black, J. Keels «Are we teaching what employers want? Identifying and remedying gaps between employer needs, accreditor prescriptions, and undergraduate curricular priorities» [10] рассмотрена проблема несоответствия между потребностями работодателей, учебными приоритетами и стандартами аккредитаций, особенно в области управления, а также предложены рекомендации по устранению различий между требуемыми и полученными компетенциями выпускников.

D. Drago, S. Shire, O. Ekmekci подробно проанализировали проблему реализации компетентностной модели подготовки специалистов и в статье «Improving regulatory education: Can we reconcile employers' expectations with academic offerings?» [11] описали основные препятствия на пути внедрения учебных программ, согласованных с требованиями работодателей к компетенциям специалистов.

J. Henrich в работе «Competency-based education: The employers' perspective of higher education» [12] представил результаты исследования, проведенного с целью понять, как работодатели воспринимают компетенции выпускников, полученные в рамках программ компетентностного образования, и, в частности, как работодатели оценивают выпускников этих программ при приеме на работу. Автором предложена концепция взаимодействия с представителями реального сектора экономики, которая помогает работодателям решать, какие

навыки и компетенции необходимы их будущим работникам.

И. А. Левицкая в статье «Актуализация профессиональных компетенций инновационной инженерной деятельности» [13] рассмотрела процесс обновления профессиональных компетенций, связанных с принятием инженерных решений исследовательского характера и внедрением инноваций в условиях цифровизации.

В работе А. А. Толстеновой, М. В. Лагуновой, О. И. Курылевой «Анализ потребности потенциальных работодателей для актуализации основных образовательных программ высшего образования» [14] описаны предложения по созданию непрерывной системы формирования цифровой компетентности с целью синхронизации учебных программ с потребностями рынка труда.

Д. В. Минаев в статье «Подходы к проектированию и актуализации компетентностных моделей образовательных программ на основе интеллектуального анализа вакансий работодателей» [15], исследовав логику формирования моделей компетенций в процессе взаимодействия субъектов рынка труда и профессионального образования, предлагает концепцию создания более гибких нормативных моделей компетенций.

Отметим, что в большинстве указанных работ подходы к решению проблемы подготовки востребованных специалистов описаны лишь теоретически: авторы не предлагают реальных механизмов сокращения избыточности невостребованных выпускников с учетом региональных особенностей обучения в вузах. Возврат к системе планирования подготовки и централизованного распределения специалистов вряд ли возможен в условиях современной рыночной экономики. Своевременной может стать разработка систем управления процессом подготовки специалистов с интеллектуальными компонентами для анализа региональных рынков труда с целью актуализации и адаптивной настройки образовательных программ и возможностью гибкого изменения компетентностных требований в процессе обучения.

3. Система интеллектуального анализа компетенций

3.1. Функции системы отбора, сравнения и анализа компетенций

В качестве механизма актуализации образовательных программ и образовательного контента в информационно-образовательной среде высшего учебного заведения предлагается применять систему сбора, консолидации и интеллектуального анализа требований работодателей [16]. Аналитическая поддержка процессов адаптивной настройки системы реализуется на основе консолидированных данных, полученных в процессе мониторинга текущего состояния регионального рынка труда и анализа изменений востребованных компетенций.

К основным функциям предлагаемой системы относятся:

- сбор и консолидация информации о требованиях работодателей и наборах необходимых компетенций в регионах;
- сбор и извлечение требований к компетенциям специалистов из образовательных стандартов, анализ этих требований;
- проверка образовательных программ учебных заведений в регионе на соответствие образовательным стандартам и требованиям работодателей;
- формализация компетентностных требований для последующей кластеризации;
- сравнительный анализ компетентностных матриц образовательных программ подготовки специалистов из разных областей знаний и оценка степени их сходства;
- сравнительный анализ компетентностных требований работодателей с компетентностными матрицами образовательных программ и оценка степени их сходства;
- кластеризация векторных моделей ключевых слов описаний компетенций, извлеченных из образовательных программ и описаний востребованных вакансий;
- ранжирование векторных моделей внутри кластеров для принятия решений по выбору образовательных программ с максимальной степенью сходства компетентностных моделей;
- подбор образовательного контента для персонализированной подготовки специалистов по выбранным образовательным программам.

3.2. Метод поиска, обработки и консолидации компетентностных требований

Структура интеллектуальной образовательной среды, предложенная в статье «Adaptive management of intelligent environment within an educational ecosystem» [17], включает в себя:

- систему управления обучением (*англ.* Learning Management System, LMS);
- систему управления образовательным контентом (*англ.* Education Content Management System, ECMS);
- систему управления учебной деятельностью (*англ.* Learning Activity Management System, LAMS);
- систему сбора и интеллектуального анализа компетенций;
- систему хранения образовательного контента в облачном хранилище и обеспечения доступа к электронным образовательным ресурсам, программам, инструментальным средствам.

Разработанная нами система адаптивной настройки учебных программ и ресурсов согласно условиям реального сектора экономики и требованиям стандартов, осуществляемой посредством коррекции и актуализации образовательных компонентов, служит для выявления и анализа актуальных тенденций в отно-

шении требований к компетенциям специалистов на региональных рынках труда в условиях цифровизации экономики [16]. Указанная система обрабатывает большие данные из открытых источников (из интернета). Под большими данными понимается собранная информация о востребованных вакансиях, региональных условиях на рынках труда, особенностях и требованиях реального сектора экономики [18, 19].

Открытыми источниками в сети Интернет являются:

- сайты по поиску работы;
- разделы вакансий на сайтах компаний-работодателей;
- тематические группы и т. п. в социальных сетях и др.

Использование описанных открытых источников при постоянном мониторинге и анализе требований работодателей к компетенциям специалистов позволяет рассматривать данное множество ресурсов как распределенную базу данных, содержащую информацию о вакансиях и требуемых навыках, умениях и знаниях [20, 21]. Собранные сведения применяются в процессе актуализации образовательных программ и образовательного контента, при формировании индивидуальных траекторий подготовки специалистов [22, 23].

В ходе наших исследований разработана технология работы с онлайн-ресурсами. Для сбора данных из открытых источников используются поисковые агенты¹ и модули парсинга². Они собирают сообщения о вакансиях, размещаемые на сайтах кадровых агентств, предприятий, в социальных сетях, мессенджерах и т. д. Существует несколько интерфейсов, которые позволяют извлекать сообщения в соответствии с запросами или путем настройки пуш-уведомлений об их появлении: когда появляется новое сообщение, оно извлекается и сохраняется в базе данных в виде текстового файла. **Для сбора и обработки информации о вакансиях в системе реализованы:**

- поисковые краулеры (агент сбора данных из социальных сетей, агент сбора данных из мессенджеров, агент сбора данных с сайтов);
- библиотеки для подключения к конкретным социальным сетям и мессенджерам;
- модуль распознавания и консолидации данных о вакансиях;
- модуль проверки сообщений на дубликаты и фильтрации по пространственным и временным данным;
- модуль парсинга для извлечения ключевых слов согласно словарю;
- модуль распознавания и извлечения ключевых слов описания компетенций для записи в словарь;

- модуль лексического анализа и преобразования текстов в векторную модель;
- модуль кластеризации векторных моделей компетенций;
- модуль выделения схожих наборов векторов слов и сравнительного анализа выделенных наборов для образовательных программ и вакансий работодателей.

Поисковые модули разработаны на языке Python на основе библиотек Scrapy и используются в качестве поисковых роботов (краулеров) для мониторинга сайтов, социальных сетей и рассылок из списка открытых источников и извлечения информации о вакансиях. Особенностью работы краулеров с социальными сетями является динамическое отслеживание новых тем, сообщений и репостов в сообществах и группах, представляющих интерес.

Для парсинга и лексического разбора применяется технология Томита-парсера³, реализующая извлечение информации из текстовых массивов на естественном языке с помощью контекстно-свободных грамматик и словарей ключевых слов. Эта технология позволяет получить из неструктурированной информации формализованные описания компетенций. Для сбора и консолидации описаний компетенций могут применяться и другие инструменты взаимодействия представителей реального сектора экономики и вузов. В частности, к ним относятся приложения для опроса работодателей, в которых они могут обозначить требуемый спрос по определенным профессиям с указанием необходимых навыков специалистов.

Процесс консолидации сведений о вакансиях включает в себя следующие этапы формализации собранной информации:

- очистка входного потока данных от дубликатов, информационного шума (в том числе замена или удаление различных аббревиатур для формализации описаний компетенций);
- привязка к пространственным и временным меткам.

Хранение и обработка пространственных и временных меток обеспечивают целостность данных, позволяют удалить дубликаты и проанализировать частоту создания схожих публикаций.

Временные метки содержат даты создания или обновления объявлений на рынке труда.

Анализ временных меток позволяет:

- выполнить оценку экономической целесообразности и актуализации образовательных программ и ресурсов в регионе с учетом затраченного на обучение времени или принятия решения об обучении специалистов с требуемым набором компетенций в соседних регионах;
- учитывать востребованность будущих специалистов в течение нескольких лет для уменьшения затрат и повышения качества подготовки.

¹ Поисковый агент (поисковый робот, краулер (*англ.* crawl — ползать), веб-паук) — программа, являющаяся составной частью поисковой системы, предназначена для перебора страниц интернета с целью занесения информации о них в базу данных поисковика.

² Парсинг (*англ.* parse — разбирать, анализировать) — это автоматизированный сбор и структурирование информации с сайтов при помощи программы или сервиса.

³ Подробнее о сервисе автоматизированного сбора информации с сайтов и ее структурирования см.: <https://yandex.ru/dev/tomita/>

Геопространственные данные фиксируют местоположение работодателя (при определении координат используются открытые геоинформационные платформы: Яндекс Карты, OpenStreetMap и др.).

Геопространственный анализ требований работодателей позволяет:

- сравнить уровень актуальных компетенций на рынке труда с компетенциями выпускников региональных учебных заведений для определения рисков получения некачественного образования;
- проанализировать плотность распределения вакансий и востребованных компетенций специалистов по предметным областям, выявить узкие места в связи с отсутствием необходимых специалистов и формируемых компетенций в образовательных программах в регионах (с помощью визуализации вакансий на карте и построения графов регионального распределения требований работодателей для пространственной кластеризации).

Следующий этап обработки больших данных — это **формализация компетентностных требований с помощью векторных моделей**, которые являются числовым представлением множества связанных между собой слов и фраз. Применение векторов ключевых слов обеспечивает быстрый поиск необходимой информации в хранилищах больших данных, позволяет эффективно индексировать и анализировать собранную информацию. При создании векторов ключевых слов выполняется извлечение метаданных о группах вакансий. Векторное представление используется для синтеза и анализа графовой модели компетенций, на базе которой осуществляется кластеризация векторов компетенций по степени сходства и выделение изоморфных подграфов.

Основной проблемой формализации компетентностных требований является то, что описания вакансий в открытых источниках размещены на естественном языке в свободной форме. Для решения этой проблемы применяются словари ключевых слов, используемые для составления структурированных описаний, которые предварительно синтезируются из описаний компетенций, представленных в государственных образовательных и профессиональных стандартах. В процессе анализа компетентностных требований работодателей словари ключевых слов расширяются за счет добавления новых элементов, которые извлекаются из описаний вакансий.

Методика создания векторных моделей описаний основана на алгоритме Word2vec¹ и включает в себя следующие этапы:

- 1) создание кортежей текстовых описаний в определенном формате: для обозначения используются значения входных и выходных слов, закодированные с помощью унитарного

кода (англ. Unitary Code, One-Hot Encoding, One-Hot);

- 2) создание модели обучения, использующей векторы, полученные на предыдущем этапе;
- 3) оценка результатов обучения модели с помощью функции потерь для корректно обработанных слов;
- 4) определение качественных и количественных метрик векторных моделей.

3.3. Метод нечеткой кластеризации векторов описаний компетенций

На следующем этапе выполняется интеллектуальный анализ наборов векторов компетенций из вакансий и образовательных программ для выявления неактуальных или не востребованных на данный момент образовательных программ и образовательного контента с их актуализацией или заменой для адаптации к требованиям региональных рынков труда. Такой анализ необходим для выявления морально устаревших программ и связанных с ними учебно-методических ресурсов, использование которых при подготовке специалистов может привести к получению некачественного или не востребованного в регионе образования [24, 25]. Образовательные программы связаны с учебно-методическим контентом согласно отношению «один ко многим», поскольку одинаковые образовательные ресурсы могут применяться для подготовки специалистов различных специальностей и квалификаций.

Сначала выполняется подготовка векторов компетенций к кластеризации. **Подготовка включает в себя:**

- 1) очистку данных от специальных символов и знаков препинания, разделение фраз по словам;
- 2) проверку слов на наличие признаков «стоп-слова» и «слова с ошибкой» (с помощью специализированных словарей) и их фильтрация;
- 3) выбор векторных моделей компетенций для задания центроидов кластеров по максимальному числу совпадений ключевых слов.

Кластеризация векторов компетенций реализована на базе алгоритма с использованием нечеткой логики и нейронной сети, который применяется для кластеризации кадров сенсорных данных по нечетким признакам для обнаружения информационных атак [26], а также для кластеризации профилей туристов на основе нечетких описаний их предпочтений [27]. В нашем случае для обучения нейронной сети используются наборы векторов компетенций образовательных программ, которые реализуются в настоящий момент [28, 29]. Функция принадлежности векторов компетенций к кластерам настраивается в процессе обучения сети, а вывод о степени сходства с центроидами формируется с помощью аппарата нечеткой логики. Для кластеризации используется набор центроидов, заданный в ходе подготовки к кластеризации. Исходными данными также являются:

- 1) наборы векторов компетенций из образовательных программ учебных заведений в ре-

¹ Word2vec — инструмент создания векторно-семантических моделей. Подробнее см.: <https://code.google.com/archive/p/word2vec/>

группе, сгруппированные по направлениям подготовки и специальностям бакалавриата и магистратуры;

- 2) наборы векторов компетенций из образовательных программ учебных заведений соседних регионов, сгруппированные по направлениям подготовки и специальностям бакалавриата и магистратуры;
- 3) наборы ретроспективных векторов компетенций из вакансий работодателей, полученных в ходе ранее выполненных поисков, но не более чем за пять предыдущих лет, сгруппированные по направлениям подготовки и специальностям;
- 4) наборы векторов компетенций из текущих вакансий работодателей, полученных из открытых источников за последний месяц, сгруппированные по направлениям подготовки и специальностям.

Наборы векторов компетенций из 1-й и 3-й групп используются для обучения алгоритма кластеризации, а набор из 2-й группы — для расширенной кластеризации тех векторов из 4-й группы, которые не попадают в кластеры, охватывающие векторы 1-й группы. Последнее означает несоответствие образовательных программ, предлагаемых учебными заведениями региона, востребованным вакансиям работодателей в нем. Это требует поиска подходящих программ в учебных заведениях соседних регионов и/или актуализации региональных образовательных программ.

В основе кластеризации лежит алгоритм Fuzzy C-means (англ. Fuzzy Clustering, C-means — метод нечеткой кластеризации C-средних), который предполагает следующие шаги.

1. Задается число кластеров векторов компетенций T , которое корректируется далее в процессе обучения, и степень нечеткости целевой функции $s > 1$.
2. Входные наборы векторов компетенций представляют векторы признаков X_j ($j = 1, \dots, N$). Вектор определяет точку в пространстве, которая может относиться к кластерам, с ранее выбранными центроидами $CL^{(k)}$ ($k = 1, \dots, T$), и вероятностной функцией принадлежности:

$$\mu_{X_j}^{(k)}, \text{ где } 0 < \mu_{X_j}^{(k)} < 1, \sum_{k=1}^T \mu_{X_j}^{(k)} = 1, \quad (1)$$

которая обозначает степень сходства с центроидом и задается как расстояние $RS_{X_j}^{(k)}$.

3. Точки на первом этапе распределяются по кластерам согласно матрице степеней сходства с центроидами в пространстве признаков.
4. Определяются координаты центроидов кластеров CL_k ($k = 1, \dots, T$):

$$CL_k = \frac{\sum_{j=1}^N (\mu_{X_j}^{(k)} X_j)}{\sum_{j=1}^N \mu_{X_j}^{(k)}}. \quad (2)$$

5. Между точками и центроидами кластеров вычисляются расстояния $RS_{X_j}^{(k)}$:

$$RS_{X_j}^{(k)} = \sqrt{\|X_j - CL^{(k)}\|^2}. \quad (3)$$

6. Производится перерасчет степеней принадлежности точек к кластерам с обновлением матрицы степеней сходства:

$$\mu_{X_j}^{(k)} = \frac{1}{\sum_{k=1}^T \left(\frac{RS_{X_j}^{(k)}}{RS_{X_j}^{(k)}} \right)^{\frac{2}{s-1}}}, \quad (4)$$

где $s > 1$ — коэффициент нечеткости кластеризации.

7. Для остановки итерационного процесса задается параметр $\varepsilon > 0$. Если условие $\{|\mu_{X_j}^{(k)} - \mu_{X_j}^{(k-1)}|\} > \varepsilon$ не выполняется, то производится переход к шагу 5.

Нейронная сеть включает в себя слои без обратных связей с функциями активации и весовыми коэффициентами. Для реализации алгоритма кластеризации использована модель адаптивного типа Такаги—Сугено—Канга (TSK). Выходное значение сигнала задается функцией агрегирования для T правил и N ($N = 4$) переменных:

$$y(x) = \frac{\sum_{k=1}^T (w_k y_k(x))}{\sum_{k=1}^T (w_k)}, \quad (5)$$

где $y_k(x) = z_{k0} \sum_{j=1}^N (z_{kj} x_j)$ — i -й компонент аппроксимации.

Для множества переменных $X = (x_1, x_2, \dots, x_N)$, принимающих множество значений $A_j^{(k)}$, определены правила вывода выходных переменных $Y = (y_1, y_2, \dots, y_T)$, представляющие матрицу значений функций принадлежности размерностью $N \times T$:

R_1 : если $x_1^{(1)} \in A_1^{(1)}$ и $x_2^{(1)} \in A_2^{(1)}$ и ..., и $x_N^{(1)} \in A_N^{(1)}$,

$$\text{то } y_1(x) = z_{10} \sum_{j=1}^N (z_{1j} x_j), \quad (6)$$

R_T : если $x_1^{(T)} \in A_1^{(T)}$ и $x_2^{(T)} \in A_2^{(T)}$ и ..., и $x_N^{(T)} \in A_N^{(T)}$,

$$\text{то } y_T(x) = z_{T0} \sum_{j=1}^N (z_{Tj} x_j).$$

Функции принадлежности для каждой переменной x_i задаются в первом слое по формуле:

$$\mu_A^{(k)}(x_j) = \frac{1}{1 + \left(\frac{x_j - c_i^{(k)}}{\sigma_i^{(k)}} \right)^{2b_i^{(k)}}}. \quad (7)$$

Во втором слое определяются коэффициенты $w_k = \mu_A^{(k)}(x)$ путем агрегирования значений переменных x_i . Коэффициенты w_k передаются в третий слой, где умножаются на значения $y_i(x)$, и в четвертый слой для расчета суммы весов. На третьем слое вычисляются значения $y_i(x) = z_{k0} \sum_{j=1}^N (z_{kj} x_j)$, которые умножаются на весовые коэффициенты w_k . Четвер-

тый слой содержит два нейрона для интеграции результатов. *На пятом слое*, включающем в себя один нейрон, выполняется нормализация весов и расчет значений выходной функции.

Значения параметров для первого и третьего слоя подбираются на этапе обучения. Процедура обучения алгоритма кластеризации векторов компетенций реализуется посредством нейронной сети на наборах векторов из 1-й и 3-й групп. Параметры первого слоя считаются нелинейными, а параметры третьего слоя — линейными.

Обучение алгоритма кластеризации векторов компетенций выполняется в два этапа: на первом этапе рассчитываются параметры функций принадлежности третьего слоя с помощью решения системы линейных уравнений и фиксации значений параметров. Выходные переменные заменяются эталонными значениями g_p (P — число обучающих выборок). Система уравнений представлена в матричном виде: $G_p = W * Z$. Для решения системы уравнений вычисляется псевдоинверсная матрица W^+ : $Z = W^+ G_p$. Затем рассчитывается вектор Y выходных переменных и определяется вектор ошибки $E = Y - G_p$.

Второй этап задает обратное направление ошибок в сторону первого слоя, где выполняется расчет параметров вектора градиента целевой функции принадлежности. Затем происходит проверка и исправление параметров функций принадлежности с помощью метода быстрого спуска по градиентному методу. После завершения корректировки нелинейных параметров осуществляется адаптация и синхронизация линейных и нелинейных параметров. Поиск и корректировка некорректных параметров являются итерационными процессами, выполнение которых завершается при стабилизации значений.

Для определения степени несоответствия векторов компетенций образовательных программ и вакансий задается три интервала степеней сходства векторов:

- 1) 67 — 100 %;
- 2) 34 — 66 %;
- 3) 0 — 33 %.

Образовательная программа, попавшая в третий интервал, считается не соответствующей востребованным компетенциям на региональном рынке труда, согласно найденным вакансиям. Подготовка специалиста по данной программе в текущий момент создает риск неквалифицированного обучения [30]. Однако это может также означать, что на региональном рынке труда в настоящее время существует переизбыток специалистов данной квалификации и отсутствует потребность в них [31]. В будущем такая потребность может появиться, поэтому полностью отказываться от подобной образовательной программы нельзя. Кроме того, может оказаться, что в другом регионе в данный момент такие специалисты востребованы. Поэтому векторы компетенций данной программы используются в расширенной кластеризации — в процессе анализа вакансий по данным регионов, и по этой же причине векторы компетенций помещаются во вторую группу.

Если векторы компетенций образовательной программы попадают в первый интервал, то это означает, что данная программа полностью востребована на региональном рынке труда и подготовка специалистов по ней актуальна в текущее время. Попадание векторов во второй интервал означает, что программа частично позволяет сформировать необходимые компетенции специалиста для регионального рынка труда, однако требует внесения изменений, и тогда принимается решение о ее актуализации. При этом генерируются рекомендации, в которых указываются несовпадающие или неактуальные на данный момент компоненты векторов компетенций в виде наборов ключевых слов, описывающих знания, умения и навыки из образовательной программы, которые следует заменить на требуемые знания, умения и навыки из вакансий работодателей.

Наборы векторных моделей могут применяться не только для кластеризации векторов компетенций образовательных программ и векторов компетенций вакансий работодателей, но и для кластеризации векторов образовательных программ по направлениям подготовки и конкретным специальностям. В этом случае для каждого вектора слов определяется подходящий тип компетенций из ФГОС, чтобы полученные данные можно было соотнести с реальными направлениями подготовки. Исходными данными здесь являются сведения о загруженных образовательных программах, по которым формируется набор векторов «компетенция» — «ключевое слово или фраза» — «направление или специальность подготовки». В ходе кластеризации выполняется сопоставление ключевых слов в описаниях компетенций с данными соответствующих образовательных программ, на основе чего происходит включение векторов слов в кластеры с разбиением по специальностям. Следует отметить, что сопоставление носит нечеткий характер, поэтому степень попадания компетенции в кластер может быть ранжирована от 0 до 10, где 0 — полное несоответствие ключевых слов, а 10 — полное совпадение. Целью является распределение всех векторов компетенций в кластеры по направлениям или специальностям. Кластеры схожих векторов описаний компетенций, составленных работодателями, и описаний образовательных программ применяются для актуализации программ и учебно-методических ресурсов в информационно-образовательной среде вуза.

Архитектура системы интеллектуального анализа векторов компетенций образовательных программ и вакансий работодателей представлена на рисунке 2.

4. Результаты

В ходе выполнения научного исследования были проанализированы комплекты образовательных объектов (образовательный контент учебных программ и дисциплин) нескольких факультетов Пензенского государственного университета для исследования возможностей конвергенции разных специальностей. На основе разработанных моделей, методов

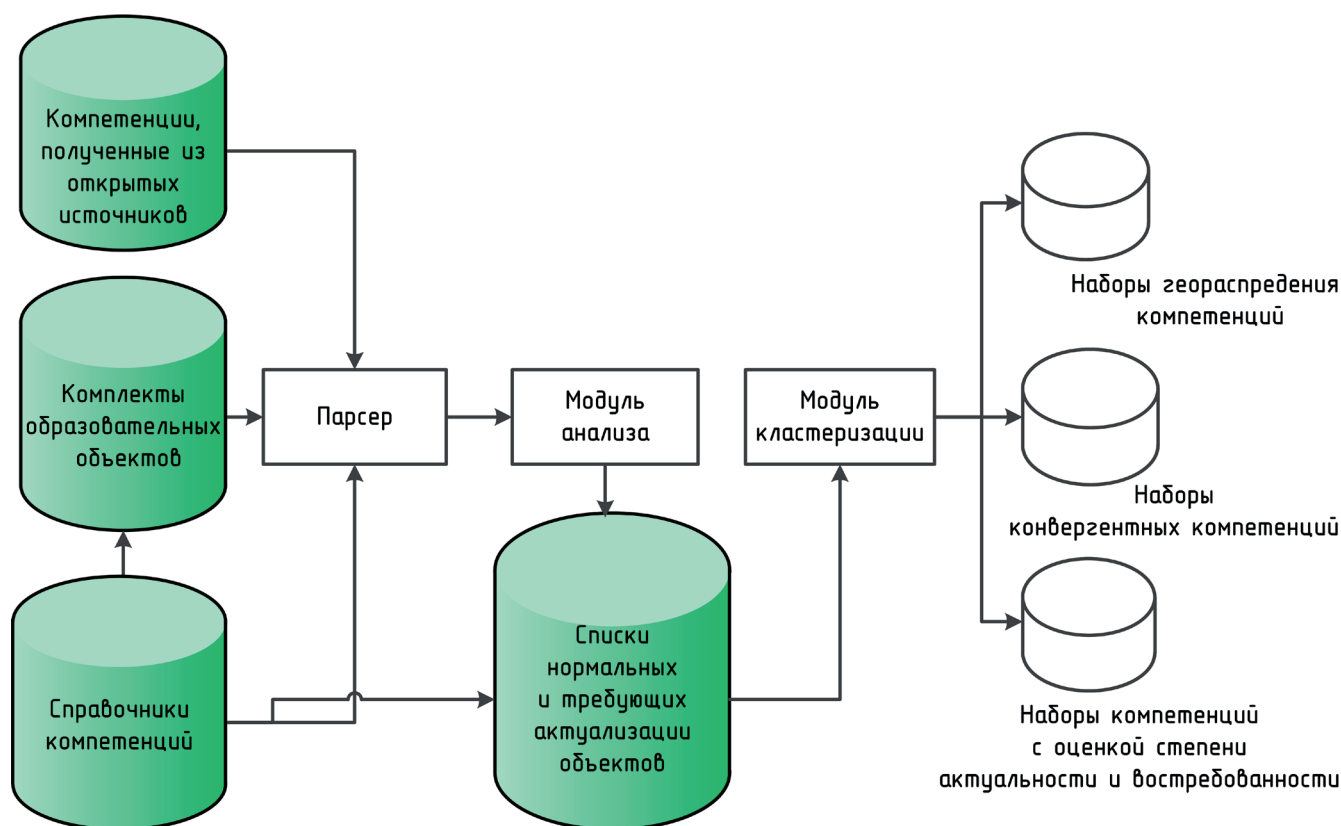


Рис. 2. Основные модули системы интеллектуального анализа векторов компетенций образовательных программ и вакансий

Fig. 2. The main modules of the system of intelligent analysis of competencies vectors of educational programs and vacancies

и методик был проведен интеллектуальный анализ и аудит используемых учебных программ и материалов с целью определения степени их схожести и необходимости актуализации. При внедрении компонентов образовательной среды в образовательный процесс университета были получены аналитические данные, в том числе информация о консолидирован-

ном использовании разных учебных дисциплин, программ и ресурсов. Были проанализированы данные о возможности преподавания определенных учебных дисциплин в разных предметных областях. В таблице 1 представлен пример собранных данных.

Всего было проанализировано 42 085 учебных дисциплин и 847 учебных программ. Построена

Таблица 1 / Table 1

Данные о дисциплинах, полученные в результате интеллектуального анализа

The discipline data derived from intelligent analysis

Название дисциплины	Степень схожести	Предметная область дисциплины
Иностранный язык (английский)	0,558	Гуманитарная
Безопасность жизнедеятельности	0,429	Техническая
Философия	0,396	Гуманитарная
Правоведение	0,278	Гуманитарная
Экономика	0,257	Экономическая
Математика	0,248	Естественно-научная
Современные информационные технологии	0,227	Техническая
История России	0,215	Гуманитарная
Физика	0,215	Естественно-научная

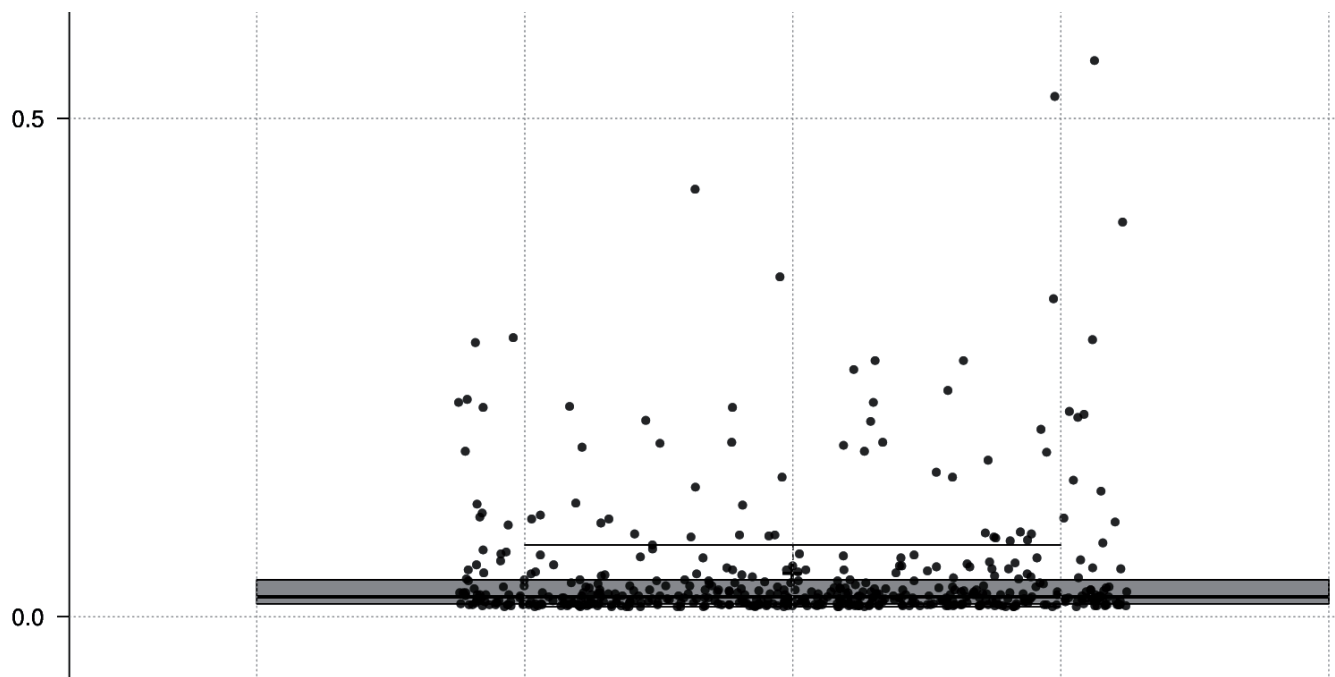


Рис. 3. Диаграмма размаха с распределением степени схожести учебных дисциплин
 Fig. 3. The box plot diagram of similarity distribution degrees of academic disciplines

диаграмма размаха, на которой видно распределение степеней схожести дисциплин (рис. 3). Следует отметить, что большинство дисциплин плохо подходят для смежного применения в нескольких областях.

Статистика диаграммы размаха представлена в таблице 2.

На основе полученных данных построены круговые диаграммы (рис. 4, 5), описывающие распределение дисциплин по предметным областям. Видно, что потенциалом к консолидации обладают общие непрофильные дисциплины, читаемые на начальных курсах подготовки. Применение конвергентной модели образования позволит в данном случае снизить нагрузку на преподавателя по подготовке учебного материала и расходы при организации обучения слушателей.

Результаты анализа показали, что 41 % дисциплин подходят для подготовки специалистов в разных предметных областях (рис. 6). Отметим, что во внимание принимались дисциплины, показавшие степень сходства выше значения 0,01 (на практике это означает минимальную возможность для применения в десяти различных учебных программах).

Было выполнено исследование связанных с дисциплинами учебных программ с целью выявления схожих составляющих для применения в образовательном процессе по разным направлениям, специальностям и темам. При анализе использовались дисциплины с наибольшей степенью схожести: среднее количество конвергентных дисциплин на программу — более 30 %. Полученные результаты представлены в таблице 3.

Таблица 2 / Table 2

Степень схожести учебных дисциплин по результатам интеллектуального анализа

The degree of similarity of academic disciplines according to the results of intelligent analysis

Параметр	Значение
Верхняя граница	0,07
Верхний квартиль	0,04
Медиана	0,02
Нижний квартиль	0,01
Нижняя граница	0,01
Количество точек данных	478,00
Среднее	0,04

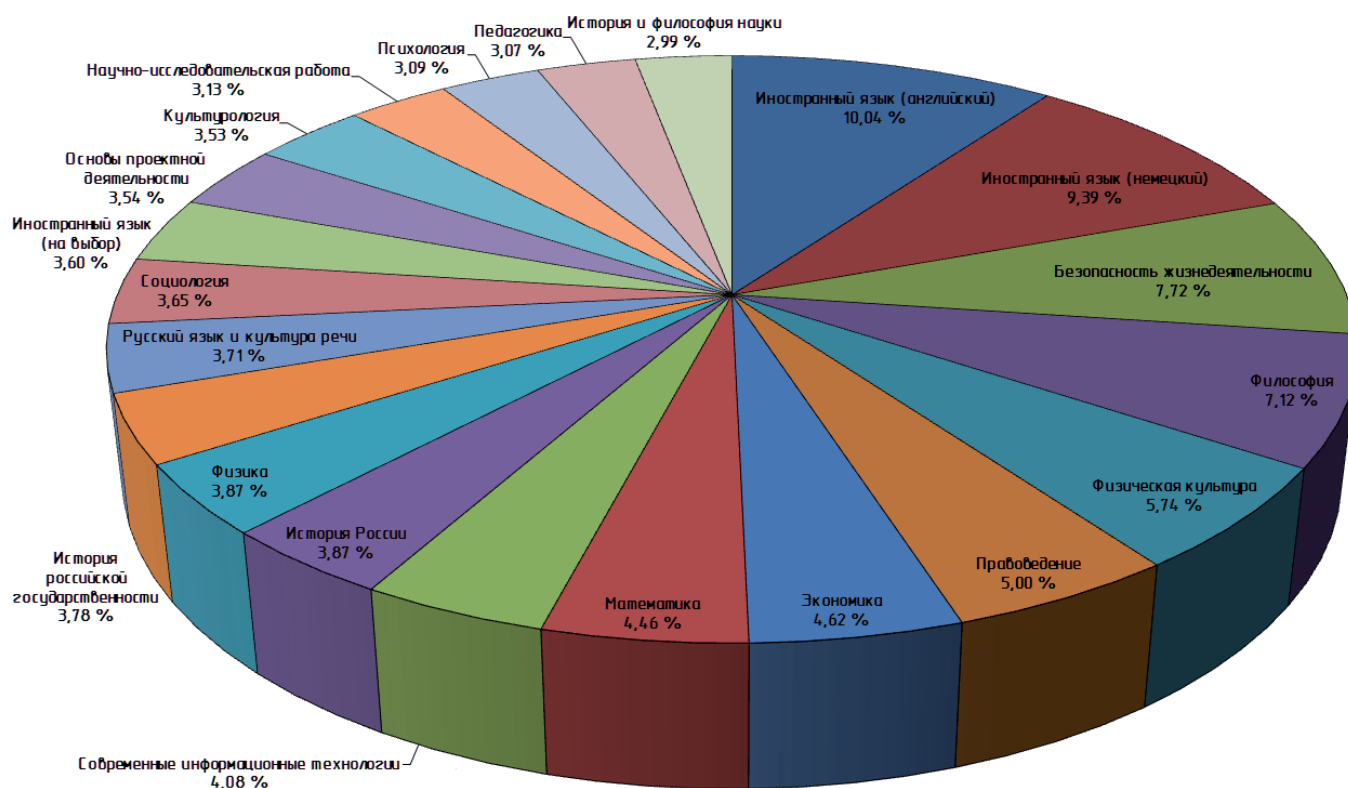


Рис. 4. Распределение конвергентных дисциплин

Fig. 4. The distribution of convergent disciplines

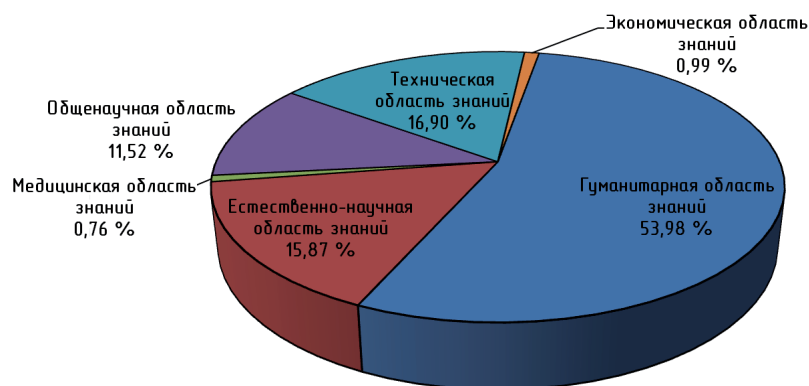


Рис. 5. Распределение конвергентных дисциплин по областям знаний

Fig. 5. The distribution of convergent disciplines by fields of knowledge



Рис. 6. Распределение дисциплин по свойству конвергенции

Fig. 6. The distribution of disciplines by convergence property

На основе полученных данных выполнен анализ образовательных программ и определено их распределение по различным предметным областям и наукам (рис. 7).

При анализе конвергентных дисциплин был выполнен также поиск и сбор данных об электронных образовательных ресурсах (ЭОР), используемых в образовательном процессе Пензенского государственного университета и применение которых возможно в смежных областях. Количество анализируемых комплексов ЭОР — 9119. На основе предложенных моделей и методик осуществлен сбор информации об имеющихся комплексах ЭОР (табл. 4).

Таблица 3 / Table 3

Данные о распределении конвергентных дисциплин
The data on the distribution of convergent disciplines

Предметная область учебных программ	Количество схожих дисциплин
Гуманитарная	4557
Естественно-научная	2700
Медицинская	433
Техническая	3005
Экономическая	852

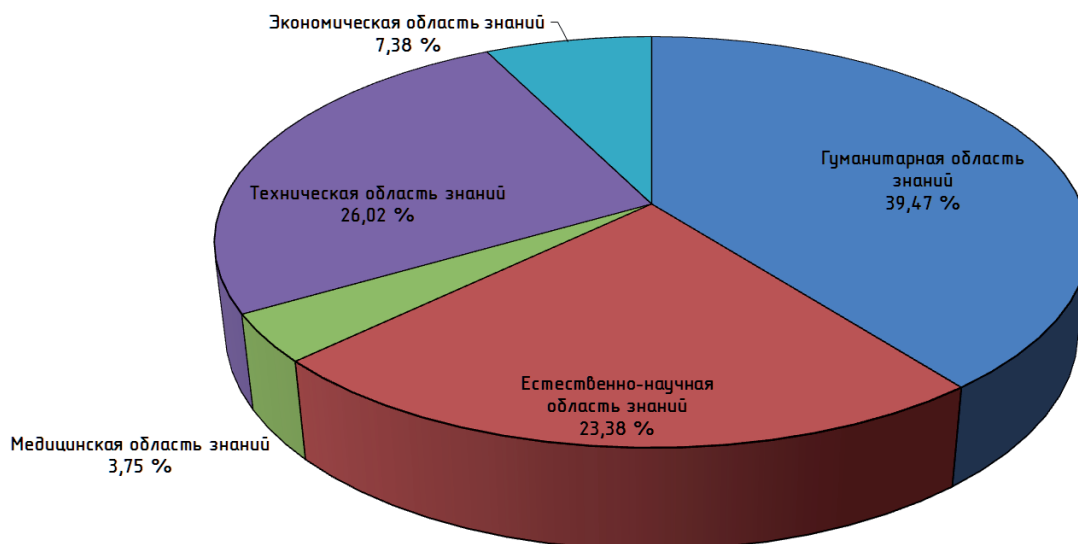


Рис. 7. Распределение конвергентных программ по областям знаний

Fig. 7. The distribution of convergent programs by fields of knowledge

Таблица 4 / Table 4

Данные о схожих наборах ЭОР**The data on similar sets of e-learning resources**

Область науки	Количество схожих комплектов ЭОР
Гуманитарная	1695
Естественно-научная	1274
Медицинская	452
Общенаучная	1215
Техническая	3783
Экономическая	700

Собранные данные о конвергентных наборах ЭОР применяются при генерации образовательных программ с целью их наиболее полной консолидации и синхронизации, а также для актуализации образовательных планов и учебного контента. Распределение схожих образовательных ресурсов по научным областям представлено на рисунке 8.

Образовательный контент анализируется с помощью разработанного алгоритма выделения нечетких изоморфных частей. В качестве примера в таблице 5 представлены результаты анализа, которые были получены на выбранных комплектах ЭОР, используемых при подготовке бакалавров по компьютерным специальностям.

Визуализация представлена на рисунке 9.

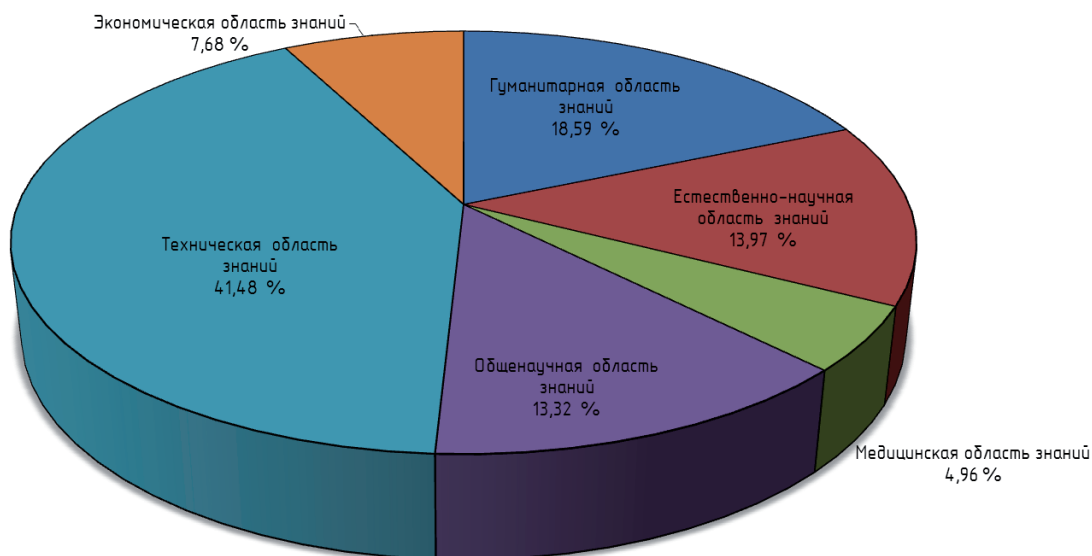


Рис. 8. Количество конвергентных образовательных ресурсов по областям знаний

Fig. 8. The number of converged educational resources by fields of knowledge

Таблица 5 / Table 5

Данные об извлеченных нечетких изоморфных частях образовательного контента

The data on extracted fuzzy isomorphic parts of educational content

Область науки	Количество нечетких изоморфных частей образовательного контента
Гуманитарная	70
Естественно-научная	40
Медицинская	15
Общенаучная	44
Техническая	85
Экономическая	14

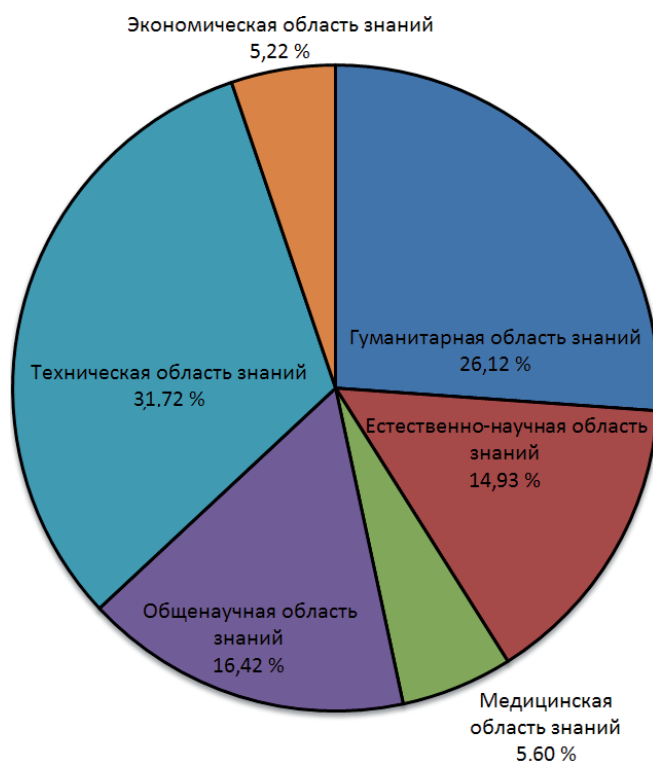


Рис. 9. Выделение нечетких изоморфных частей образовательного контента по разным направлениям подготовки

Fig. 9. The identification of fuzzy isomorphic parts of educational content in different training directions

Полученные результаты свидетельствуют о корректности применения разработанных моделей, методик и алгоритмов поддержки конвергенции и актуализации образовательных компонентов интеллектуальной образовательной среды учебного заведения в условиях цифровизации обучения и динамичного развития всех сфер учебной деятельности.

5. Заключение

Исследование, результаты которого представлены в данной статье, является частью большой исследовательской работы по созданию многофункциональной образовательной платформы, включающей в себя систему управления цифровыми данными обучающихся и поддержки бизнес-логики образовательного процесса в ходе формирования общепрофессиональных и профессиональных компетенций при непрерывной подготовке специалистов в региональных учебных заведениях.

Предложенный метод поиска и консолидации больших данных о региональных компетентностных требованиях работодателей в условиях цифровой экономики для актуализации образовательных программ и образовательного контента применяется при разработке системы сбора и интеллектуального анализа описания компетенций и требований работодателей и образовательных/профессиональных стандартов. Система включает в себя следующие компоненты:

- поисковые краулеры (роботы);
- модули очистки и поиска дубликатов;
- модули генерации словарей ключевых слов;
- модули парсинга текстовых данных с очисткой от информационных шумов;
- модули построения векторных представлений компетенций;
- модули интеллектуального анализа векторов описаний компетенций;
- модули хранения информации и т. д.

Поиск данных о востребованных вакансиях выполняется на основе открытых источников сети Интернет с применением технологий краулеров. Разработана методика синтеза векторных описаний вакансий для формализованного представления разнородной информации о требованиях работодателей и условиях регионального рынка труда.

Консолидированные данные используются для решения задачи кластеризации векторов компетенций и актуализации программ подготовки специалистов. Метод интеллектуального анализа векторов компетенций реализован на основе применения аппарата нечеткой логики и нейронных сетей. Преимущество использования нейронной сети для кластеризации заключается в высокой скорости обработки векторов компетенций для обнаружения фактов использования неактуальных, устаревших или невостребованных образовательных программ. Предложенный метод применяется для решения задач управления процессом актуализации образовательных программ и образовательного контента с учетом региональных особенностей и требований работодателей. Разработанные модели и методы реализуются в виде системы поиска и анализа требований образовательных программ и работодателей, которая является интеллектуальным механизмом адаптивной настройки информационно-образовательной среды вуза.

Финансирование

Исследование выполнено за счет гранта Российского научного фонда № 20-71-10087, <https://rscf.ru/project/20-71-10087/>.

Funding

The study was supported by the Russian Science Foundation grant No 20-71-10087, <https://rscf.ru/project/20-71-10087/>.

Список источников / References

1. Sharp Ph., Hockfield S. Convergence: The future of health. *Science*. 2017;355(6325):589. DOI: 10.1126/science.aam8563.
2. Kim J.-O., Kim J. Development and application of art based STEAM education program using educational robot. *Robotic Systems: Concepts, Methodologies, Tools, and Applications*. IGI Global; 2020:1675–1687. DOI: 10.4018/978-1-7998-1754-3.ch080.
3. Bourn D., Soysal N. Transformative learning and pedagogical approaches in education for sustainable development: Are initial teacher education programmes in England and Türkiye ready for creating agents of change for sustainability? *Sustainability*. 2021;13(16):8973. DOI: 10.3390/su13168973.
4. Роберт И. В. Конвергентное образование: истоки и перспективы. *Наука о человеке: гуманитарные исследования*. 2018;2(32):64–76. EDN: XRHPN. DOI: 10.17238/issn1998-5320.2018.32.64.
[Robert I. V. Convergent education: Origins and prospects. *The Science of Person: Humanitarian Researches*. 2018;2(32):64–76. (In Russian.) EDN: XRHPN. DOI: 10.17238/issn1998-5320.2018.32.64.]
5. Sharples M. The design of personal mobile technologies for lifelong learning. *Computers and Education*. 2000;34(3–4):177–193. DOI: 10.1016/S0360-1315(99)00044-5.
6. Herr D., Akbar B., Brummet J., Flores S., Gordon A., Gray B., Murday J. Convergence education — an international perspective. *Journal of Nanoparticle Research*. 2019;21:229. DOI: 10.1007/s11051-019-4638-7.
7. Whalley B., France D., Park J., Mauchline A., Welsh K. Towards flexible personalized learning and the future educational system in the fourth industrial revolution in the wake of Covid-19. *Higher Education Pedagogies*. 2021;6(1):79–99. DOI: 10.1080/23752696.2021.1883458.
8. Zaytseva N., Larionova A., Zhukov V., Pervunin S. Role of employers in the formation of educational programs and resources for training of specialists in service sphere. *International Journal of Educational Management*. 2017;31(1):3–11. DOI: 10.1108/IJEM-02-2016-0034.
9. Sujová E., Čierna H., Šimanová L., Gejdoš P., Štefková J. Soft skills integration into business processes based on the requirements of employers — approach for sustainable education. *Sustainability*. 2021;13:13807. DOI: 10.3390/su132413807.
10. Rhew N., Black J., Keels J. Are we teaching what employers want? Identifying and remedying gaps between employer needs, accreditor prescriptions, and undergraduate curricular priorities. *Industry and Higher Education*. 2019;33(6):362–369. DOI: 10.1177/0950422219874703.
11. Drago D., Shire S., Ekmekci O. Improving regulatory education: Can we reconcile employers' expectations with academic offerings? *Therapeutic Innovation & Regulatory Science*. 2016;50(3):330–336. DOI: 10.1177/2168479015620440.
12. Henrich J. Competency-based education: The employers' perspective of higher education. *The Journal of Competency-based Education*. 2016;1(3):122–129. DOI: 10.1002/cbe.2.1023.
13. Левицкая И. А. Актуализация профессиональных компетенций инновационной инженерной деятельности. *Russian Journal of Education and Psychology*. 2021;12(4):51–69. EDN: FZIMUF. DOI: 10.12731/2658-4034-2021-12-4-51-69.
14. Толстенева А. А., Лагунова М. В., Курьева О. И. Анализ потребности потенциальных работодателей для актуализации основных образовательных программ высшего образования. *Современные проблемы науки и образования*. 2023;(5):73. EDN: VCNBLJ. DOI: 10.17513/spno.32995.
15. Минаев Д. В. Подходы к проектированию и актуализации компетентностных моделей образовательных программ на основе интеллектуального анализа вакансий работодателей. *Управленческое консультирование*. 2023;(10):45–68. EDN: QXMAGP. DOI: 10.22394/1726-1139-2023-10-45-68.
16. Minaev D. V. Approaches to the design and updating of educational programs competence models based on the intellectual analysis of employers' vacancies. *Administrative Consulting*. 2023;(10):45–68. (In Russian.) EDN: QXMAGP. DOI: 10.22394/1726-1139-2023-10-45-68.]
17. Deev M., Finogeev A. Actualization of educational programs and content in the concept of convergent education. *Software Engineering Research in System Science. Proc. 12th Computer Science On-line Conf*. Springer, Cham; 2023;1:12–21. DOI: 10.1007/978-3-031-35311-6_2.
18. Deev M., Finogeev A., Gamidullaeva L., Finogeev A. Adaptive management of intelligent environment within an educational ecosystem. *Informatics and Cybernetics in Intelligent Systems. Proc. 10th Computer Science On-line Conf*. Springer, Cham; 2021;3:476–484. DOI: 10.1007/978-3-030-77448-6_46.
19. Petrosyan H., Matevosyan M. New approach to improving educational program content taking into consideration employers' requirements. *Main Issues of Pedagogy and Psychology*. 2014;2(1):27–34. (In Armenian.) DOI: 10.24234/miopap.v2i1.286. Available at: <https://archiv.miopap.aspu.am/index.php/miopap/article/view/286>
20. Deev M., Gamidullaeva L., Finogeev A., Vasin S. Sustainable educational ecosystems: Bridging the gap between educational programs and in-demand market skills. *Proc. 1st Conf. on Sustainable Development: Industrial Future of Territories (IFT 2020)*. Les Ulis, France, EDP Sciences; 2020;208:09025. EDN: RIXZDU. DOI: 10.1051/e3sconf/202020809025.
21. Mukha V. N., Litovka V. A., Vakhrameeva D. V. Problems and approaches to monitoring of employer satisfaction with quality of university graduates. *Proc. Int. Science and Technology Conf. "FarEastCon" (ISCPEC 2019)*. Dordrecht, Netherlands, Atlantis Press; 2019;79:275–276. EDN: TWLEIH. DOI: 10.2991/iscfec-19.2019.77.
22. Beręsewicz M., Cherniaev H., Mantaj A., Robert P. Text analysis of job offers for mismatch of educational characteristics to labour market demands. *Qual and Quantity*. 2024;58(2):1799–1825. EDN: JAMXNO. DOI: 10.1007/s11135-023-01707-7.
23. Bartolomé A., Castañeda L., Adell J. Personalisation in educational technology: The absence of underlying pedagogies. *International Journal of Educational Technology in Higher Education*. 2018;15:14. DOI: 10.1186/s41239-018-0095-0.
24. Álvarez I., Etxeberria P., Alberdi E., Pérez-Acebo H., Eguia I., García M. J. Sustainable civil engineering: Incorporating sustainable development goals in higher education

curricula. *Sustainability*. 2021;13(16):8967. DOI: 10.3390/su13168967.

24. Gros B. The design of smart educational environments. *Smart Learning Environment*. 2016;3:15. DOI: 10.1186/s40561-016-0039-x.

25. Huda M., Haron Z., Ripin M., Hehsan A., Yaacob A. Exploring innovative learning environment (ILE): Big data era. *International Journal of Applied Engineering Research*. 2017;12:6678–6685.

26. Финогеев А. А. Интеллектуальный анализ сенсорных данных на основе нечеткой логики и нейронной сети в системе мониторинга критических событий. *Модели, системы, сети в экономике, технике, природе и обществе*. 2023;(3):125–141. EDN: GIVIJO. DOI: 10.21685/2227-8486-2023-3-9.

[Finogeev A. A. Intelligent analysis of sensory data based on fuzzy logic and neural network in critical event monitoring systems. *Models, Systems, Networks in Economics, Engineering, Nature and Society*. 2023;(3):125–141. (In Russian.) EDN: GIVIJO. DOI: 10.21685/2227-8486-2023-3-9.]

27. Гамидуллаева Л. А., Финогеев А. Г. Методические подходы к управлению развитием отраслевых экосистем (на примере туристской индустрии). *II-Economy*. 2023;16(2):7–23. EDN: PLTWMN. DOI: 10.18721/JE.16201.

[Gamidullaeva L. A., Finogeev A. G. Methodological approaches to managing the development of sectoral ecosystems (on the example of the tourism industry). *II-Economy*. 2023;16(2):7–23. (In Russian.) EDN: PLTWMN. DOI: 10.18721/JE.16201.]

28. Assante D., Caforio A., Flamini M., Romano E. Smart education in the context of Industry 4.0. *Proc. 2019 IEEE Global Engineering Education Conf. (EDUCON)*. Red Hook, NY, USA, Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc.; 2019:1140–1145. DOI: 10.1109/EDUCON.2019.8725057.

29. Halloun I. Model-based convergence in science education in the framework of Systemic Cognition and Education. Jounieh, Lebanon, H Institute; 2020. 36 p. Available at: https://www.halloun.net/wp-content/uploads/2020/04/Halloun_SCE-Model-based-Convergence_2020.pdf

30. Finogeev A. G., Kravets A. G., Deev M. V., Bershadsky A. M., Gamidullaeva L. A. Life-cycle management of educational programs and resources in a smart learning environment. *Smart Learning Environment*. 2018;5(1):9. EDN: SFJMGJ. DOI: 10.1186/s40561-018-0055-0.

31. Finogeev A. G., Gamidullaeva L. A., Bershadsky A. M., Fionova L. R., Deev M. V. Convergent approach to synthesis of the information learning environment for higher education. *Education and Information Technologies*. 2020;25(1):11–30. EDN: JAAJH. DOI: 10.1007/s10639-019-09903-5.

Информация об авторе

Деев Михаил Викторович, канд. тех. наук, зам. начальника отдела программирования и администрирования образовательных ресурсов, Центр мультимедийных технологий и онлайн обучения, Пензенский государственный университет, г. Пенза, Россия; *ORCID*: <https://orcid.org/0000-0003-0876-3566>; *e-mail*: miqz@yandex.ru

Information about the author

Mikhail V. Deev, Candidate of Sciences (Engineering), Deputy Head of the Department of Programming and Administration of Educational Resources, Center for Multimedia Technologies and Online Learning, Penza State University, Penza, Russia; *ORCID*: <https://orcid.org/0000-0003-0876-3566>; *e-mail*: miqz@yandex.ru

Поступила в редакцию / Received: 10.03.24.

Поступила после рецензирования / Revised: 06.05.24.

Принята к печати / Accepted: 07.05.24.