

На правах рукописи



Аль-Дулаими Омар Хатем Заидан

ИНТЕЛЛЕКТУАЛИЗАЦИЯ ПРОЦЕССОВ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ В СИСТЕМЕ
УПРАВЛЕНИЯ КАЧЕСТВОМ ПОДГОТОВКИ ОБУЧАЕМЫХ В
ОРГАНИЗАЦИОННЫХ КОРПОРАТИВНЫХ СИСТЕМАХ НА ОСНОВЕ
НЕЙРОСЕТЕВЫХ МОДЕЛЕЙ ПРЕДСТАВЛЕНИЯ ЗНАНИЙ

Специальность 2.3.4. Управление в организационных
системах

АВТОРЕФЕРАТ
диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Воронеж – 2024

Работа выполнена в федеральном государственном бюджетном образовательном учреждении высшего образования «Воронежский государственный технический университет»

Научный руководитель: **Белоусов Вадим Евгеньевич**,
кандидат технических наук, доцент

Официальные оппоненты: **Болодурина Ирина Павловна**, доктор технических наук, профессор, федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Оренбургский государственный университет», кафедра прикладной математики, заведующий кафедрой

Мещерякова Татьяна Вячеславовна, доктор технических наук, доцент, федеральное государственное казенное образовательное учреждение высшего образования «Воронежский институт Министерства внутренних дел Российской Федерации», кафедра автоматизированных информационных систем органов внутренних дел, начальник кафедры

Ведущая организация: ФГБОУ ВО «Липецкий государственный технический университет»

Защита диссертации состоится 15 ноября 2024 г. в 14⁰⁰ часов на заседании диссертационного совета 24.2.286.04, созданного на базе ФГБОУ ВО «Воронежский государственный технический университет», по адресу: г. Воронеж, Московский проспект, 14, аудитория 216.

С диссертацией можно ознакомиться в научно-технической библиотеке Воронежского государственного технического университета и на сайте <https://cchgeu.ru/>

Автореферат разослан «10» сентября 2024 г.

Ученый секретарь
диссертационного совета 24.2.286.04
кандидат технических наук, доцент



К. Ю. Гусев

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы исследования

Крупный бизнес в России становится активным игроком на рынке образовательных услуг. Это стало возможным в связи с тем, что разрыв между требованиями к результату освоения образовательных программ со стороны вузов и корпораций продолжает увеличиваться, несмотря на многочисленные примеры положительного опыта их сотрудничества. Поэтому возникли довольно многочисленные образовательные проекты, призванные решать бизнес-задачи конкретной компании и очень тесно связанные с её рабочей практикой, т.е. появились специализированные подразделения внутри корпораций, занятые исключительно подготовкой и переподготовкой сотрудников компании по программам, содержащим актуальные для нее компетенции. Постепенно такие структуры стали решать более сложные задачи, в том числе научно-исследовательские, воспитательные и многие другие, присущие классическим университетам. Так появился корпоративный университет, представляющий собой крупный департамент, иногда дочернее юридическое лицо, имеющее лицензию на образовательную деятельность и обладающее собственным специализированным кампусом. Средняя численность аудитории у российских корпоративных университетов — 91 тыс. человек в год, а среднее количество программ обучения — 394 и эти цифры продолжают расти.

Сегодня такие организационные структуры не только обеспечивают новые знания и навыки собственному персоналу компании, но и активно транслируют свои наработанные уникальные знания и практический опыт во внешнюю среду, например, тем же классическим университетам. Однако, пытаясь избежать недостатков, присущих классическим университетам, и выстраивая свой образовательный контент от потребностей собственного бизнеса, корпорации получают не совсем тот результат, на который рассчитывали: во-первых, образование получается непомерно дорогим по сравнению с вузами, во-вторых, корпоративные университеты все более бюрократизируются, что приводит к низкой оперативности при решении задач бизнеса, и наконец самый главный недостаток, все более заметный в последнее время – снижение качества результатов обучения, что вызвано резким увеличением привлекаемых обучаемых не только из сотрудников собственно корпорации, но и из внешней среды. Кроме того, корпоративные университеты вынуждены все более привлекать преподавателей из вузов, что, с одной стороны, является хорошей тенденцией, т.к. позволяют подтянуть компетенции последних под требования работодателей, однако при неправильно выстроенной схеме мотивации можно получить прямо противоположный результат. И наконец, не надо забывать, что бизнес, создавая корпоративные университеты, рассчитывает на прибыли, что не всегда удается оперативно достигнуть – отдача от инвестиций в образование довольно длительна.

Задача построения корпоративных образовательных организационных систем для получения результатов управления, основанных на требованиях качества, детально проанализирована отечественными и зарубежными авторами, такими как А.С. Айвазян, В.Н. Бурков, Г.Я. Волошин, Э. Дидэ, Н.Г. Загоруйко, Д.Н. Новиков и многими другими. Тем не менее степень исследований данной области остается недостаточной, а предлагаемые модели не всегда адекватны быстро меняющимся факторам внутренней и внешней среды, особенно в области повышения качества корпоративного образования.

Таким образом, изыскание нового научного подхода к оценке качества подготовки обучаемых в корпоративных университетах, основанного на систематизации отдельных свойств, используемых в ходе образовательного процесса, формирования навыков и практической отработке умений, синтеза композиционной структуры характеристик качества подготовки и адекватной их оценке, является актуальным в научном и практическом плане.

Целью диссертационной работы является разработка системы поддержки принятия решений при управлении образовательной деятельностью в корпоративных организационных системах, обеспечивающей заданный уровень качества подготовки обучаемых на базе нейросетевых моделей представления знаний.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие *задачи*:

- Провести анализ существующих систем управления образовательной деятельностью в корпоративных организационных системах, выявить проблемы и на этой основе сформулировать актуальные направления их развития с использованием нейросетевых моделей представления знаний.

- Разработать структурную модель корпоративной организационной системы подготовки обучаемых, обеспечивающую заданный уровень качества результатов подготовки обучаемых на основе оптимального варианта мотивации и планирования.

- Получить экспертную модель классификации кандидатов на вакантные должности преподавателей в корпоративных организационных системах, позволяющую уменьшить количество отвлекаемых от основной работы руководителей высшего звена управления.

- Синтезировать экспертную модель поддержки принятия решений в условиях обеспечения качества результатов подготовки обучаемых в корпоративных организационных системах, что позволит снизить информационную нагрузку на должностных лиц распределив ее в соответствии с задачами системы.

- Получить алгоритм принятия управленческих решений в условиях обеспечения качества результатов подготовки обучаемых в корпоративных организационных системах, обеспечивающий снижение времени реакции должностных лиц на возникающие несоответствия в процессе обучения.

- Разработать требования к программному комплексу управления качеством подготовки обучаемых в рамках корпоративных организационных образовательных систем, обеспечивающему решение разработанных цели и задач диссертационного исследования.

Объектом исследования является процесс управления образовательной деятельностью при повышении квалификации слушателей в корпоративных организационных системах, а *предметом исследования* – методы интеллектуализации процессов принятия решений в иерархических смешанных организационных системах на основе информации обратной связи.

Методы исследования. Для решения поставленных в диссертации задач использовались методы теории системного анализа, принятия решений в организационных системах, кластерного анализа, машинного обучения, теории искусственных нейронных сетей и генетических алгоритмов, современные методы и средства программирования.

Обоснованность. Корректное использование методов исследования является основой для обоснованности научных выводов, выраженных в данной работе.

Достоверность научных результатов подтверждается проведенным в диссер-

тации сравнительным анализом подходов к формированию и практической апробации разработанных методов для решения задач обеспечения заданного уровня качества подготовки обучаемых с учетом отдельных свойств и механизмов приобретения знаний, формирования навыков и практической отработке умений, синтеза композиционной структуры характеристик качества процессов функционирования системы и адекватной оценки этих характеристик соответствующими математическими моделями.

Тематика работы соответствует п. 2 «Разработка математических моделей и критериев эффективности, качества и надёжности организационных систем.», п. 4 «Разработка информационного и программного обеспечения систем управления и механизмов принятия решений в организационных системах», п. 9 «Разработка методов и алгоритмов интеллектуальной поддержки принятия управленческих решений в организационных системах» паспорта специальности 2.3.4. Управление в организационных системах.

Научная новизна. В процессе исследования в диссертации были достигнуты следующие основные результаты, отличающиеся научной новизной:

- Разработана структурная модель корпоративной организационной системы подготовки обучаемых, обеспечивающая заданный уровень качества результатов обучения на основе оптимального варианта мотивации и планирования за счет достижения равновесия в доминантных стратегиях агентов по их затратам для достижения установленных компетенций.

- Получена экспертная модель классификации кандидатов на вакантные должности преподавателей в корпоративных организационных системах, позволяющая существенно снизить нагрузку на топ-менеджмент за счет использования классификатора Linear Discriminant Analysis.

- Синтезирована экспертная модель поддержки принятия решений в условиях обеспечения качества результатов подготовки обучаемых в корпоративных организационных системах, позволяющая существенно повысить точность определяемых правил за счет использования нелинейного окна Гаусса Парзена в качестве функции плотности в алгоритме вероятностной нейронной сети.

- Синтезирован алгоритм принятия управленческих решений в условиях обеспечения качества результатов подготовки обучаемых в корпоративных организационных системах, обеспечивающий принятия опережающих корректирующих воздействий за счет повышения точности прогнозирования результатов на основе использования генетических алгоритмов адаптивной мутации.

- Разработан программный комплекс управления качеством подготовки обучаемых в рамках корпоративных организационных образовательных систем, обеспечивающий заданный уровень форсированности компетенций на базе нейросетевых моделей представления знаний.

Теоретическая и практическая значимость работы. Разработаны модели и алгоритмы, позволяющие осуществлять решение задач обеспечения заданного уровня качества подготовки слушателей в корпоративных организационных системах с учетом отдельных свойств, используемых в ходе процесса обучения, уникальных механизмов приобретения знаний, формирования навыков и практической отработке умений, синтеза композиционной структуры характеристик качества подготовки слушателей и адекватной оценки этих характеристик соответствующими математическими моделями.

Положения, выносимые на защиту

- Структурная модель корпоративной организационной системы подготовки обучаемых.

- Экспертная модель классификации кандидатов на вакантные должности преподавателей в корпоративных организационных системах.

- Экспертная модель поддержки принятия решений в условиях обеспечения качества результатов подготовки обучаемых в корпоративных организационных системах.

- Алгоритм принятия управленческих решений в условиях обеспечения качества результатов подготовки обучаемых в корпоративных организационных системах.

Внедрение результатов работы. Модели и алгоритмы внедрены в виде раздела о правилах отбора слушателей на партнерские программы положения «О дополнительном профессиональном образовании в ФГБОУ ВО «Воронежский государственный технический университет»». Результаты диссертационного исследования нашли применение в компании ООО «Angels IT» в виде регламента функционирования летней цифровой школы для слушателей и преподавателей университетов, изучающих дополнительные программы.

Апробация работы. Основные результаты исследований докладывались и обсуждались на: международной молодежной научно-практической конференции «Качество продукции: контроль, управление, повышение, планирование» (Курск, 2018); XVI-ой всероссийской школе-конференции молодых ученых «Управление большими системами» (Тамбов, 2019); XXII International scientific conference energy management of municipal facilities and sustainable energy technologies (EMMFT-2020) (Воронеж, 2020), Международной молодежной научной школе «Оптимизация и моделирование в автоматизированных системах» (Воронеж, 2021), Всероссийской научно-практической конференции «Студент-Наука» (Воронеж, 2022), Международной научно-практической конференции «Интеллектуальные информационные системы» (Воронеж, 2022), Международной научно-практической конференции «Техника и безопасность объектов уголовно-исполнительной системы» (Воронеж, 2024).

Публикации. По тематике диссертации опубликовано 13 научных работ, в том числе 3 – в изданиях, рекомендуемых ВАК для опубликования основных научных результатов диссертаций, 2 работы проиндексирована в SCOPUS.

Личный вклад автора. В работах, опубликованных в соавторстве, личный вклад соискателя состоит: в работах [6], [7] – структура модели корпоративной организационной системы управления процессом подготовки обучаемых; в работе [2], [11] – экспертная модель классификации кандидатов на вакантные должности преподавателей в корпоративных организационных системах; в работах [1], [3], [12] – экспертная модель для поддержки принятия решений при обеспечении параметров качества результатов подготовки обучаемых в корпоративных организационных системах; в работах [5], [8], [13] – алгоритм принятия управленческих решений при обеспечении параметров качества результатов подготовки обучаемых в корпоративных организационных системах; в работах [4], [9], [10] – требования к информационному обеспечению процессов при обеспечении параметров качества результатов подготовки обучаемых в корпоративных организационных системах.

Структура и объем работы. Диссертация включает введение, четыре главы, заключение, список литературы, состоящий из 112 источников, и приложения. Общий объем диссертации составляет 132 страницы, включая 42 рисунка и 13 таблиц.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении обоснована актуальность темы диссертационного исследования, сформулированы цель и задачи исследования, научная новизна и практическая значимость результатов, приведены сведения об апробации и внедрении работы.

В первой главе рассматриваются основные проблемы при управлении корпоративными образовательными организационными системами в контексте повышения качества результатов обучения.

В настоящий момент почти в любой компании, имеющей службу HR-менеджеров, сотрудники регулярно проходят курсы по различным вопросам, которые необходимы для успешной работы. В ряде компаний этим занимается специально созданный отдел, а также существуют и другие организации, в которых есть свои учебные заведения, но они не всегда имеют статус корпоративных университетов. Корпоративное образование представляет собой организационную систему, включающую совокупность образовательных единиц, программ повышения квалификации корпораций, формирующих высококвалифицированных рабочих и специалистов, руководящий состав, необходимый для успешного функционирования и развития финансово-промышленных составляющих корпорации-заказчика, являются необходимыми составляющими для обеспечения производственных потребностей в высококвалифицированных специалистах и рабочих (рис. 1).

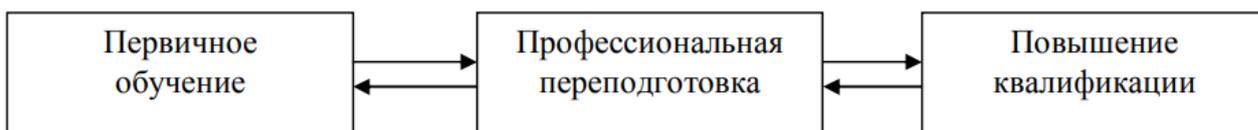


Рис. 1. Основные виды корпоративного образования

Реализация программ подготовки обучаемых в корпоративных университетах представлена на рис. 2.

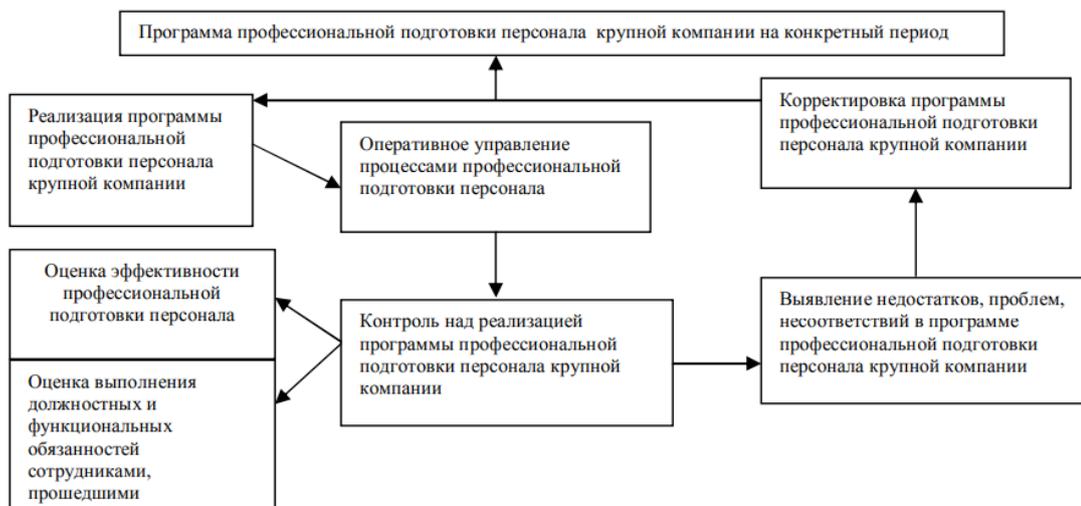


Рис. 2. Структура реализации программ подготовки обучаемых

Она включает в себя этапы планирования, проведения непосредственно обучения, контроля качества реализации и проведения на его основе корректировок программ, формирования инновационных методик обучения, позволяющих получить

требуемый результат за минимальное число шагов. По сведениям, предоставленным Высшей школой бизнеса НИУ ВШЭ, в 2024 году около 100 российских организаций сообщили о наличии у них программы или плана "корпоративный университет". Основные инвестиции, направленные на их содержание и развитие, составили 400 млн рублей, а сами программы обучения охватывают более 4 миллионов человек. Примером подобной технологии является летняя цифровая школа Сбера. Эксперты считают, что для развития деловых отношений следует использовать возможности корпоративных университетов и платформы EdTech. Однако в России этот вид взаимодействия пока не получил широкого распространения. Из 1600 преподавателей, прошедших отбор по программе «Летняя цифровая школа», в 2023 году успешно прошли обучение только 1015 человек (63%). Из-за того, что корпорация потратила огромные средства на обучение одного преподавателя и большого количества топ-менеджеров Сбера, можно сделать вывод о том, что данная программа обучения несет в себе большой процент убытков для компании. В то время как 4516 заявок прошли тщательный отбор (в результате которого было отобрано 1600), из-за недостаточного количества преподавателей, которые могли бы предоставить качественную образовательную платформу и обеспечить высокий уровень преподавания, результат оказался ниже ожиданий. Возникает вопрос, в чем причина. Данный результат был обусловлен несоответствием ожиданий и реальных результатов обучения. Часть слушателей не смогли справиться с программой из-за сложности материала, отсутствия учета особенностей аудитории и оторванности программ от реального стартового слушателя.

Таким образом, в корпоративных образовательных организационных системах важнейшую роль играют подсистемы оценки качества результатов обучения слушателей. Установлено, что для достижения заданных целей обеспечения качества процесса обучения в КОС необходимо обеспечить оперативный и достоверный прогноз их возможных результатов с учетом различных факторов, ранжированных по степени важности, что позволит обеспечить оперативное реагирование должностных лиц корпоративного университета на возможные неудовлетворительные результаты с минимальными управляющими вмешательствами. Применяемые технологии организации процесса обучения в корпоративных организационных системах направлены в основном на фиксацию результатов и не позволяют оперативно реагировать на возникающие рассогласования в анализируемых данных обучаемых, слабо учитывают их индивидуальные особенности и личную мотивацию, а преподавательский состав не учитывает эти факторы при проведении образовательного процесса. Цифровые решения, направленные на поддержку образовательного процесса в корпоративных организационных системах, не позволяют выполнять аналитические задачи, т.к. не имеют специализированных модулей и конфигураторов.

Вторая глава посвящена разработке структуры корпоративной образовательной организационной системы управления подготовкой обучаемых, обеспечивающей заданный уровень качества результатов подготовки обучаемых на основе оптимального варианта мотивации и планирования.

Рассмотрим **структурную модель корпоративной организационной системы подготовки обучаемых** (рис. 3).

В модели такой структуры выделим следующие организационные единицы: центр представляет собой высший менеджмент компании: совет директоров, генеральный директор и т.д.; промежуточные центры являются дивизионами корпорации: департаменты, управления, производственные единицы, корпоративный университет; агентами выступают как сотрудники корпорации, так и обучаемые, записавшиеся на курсы в кор-

поративный университет. Рассмотрим ряд задач, решаемых корпоративным университетом.

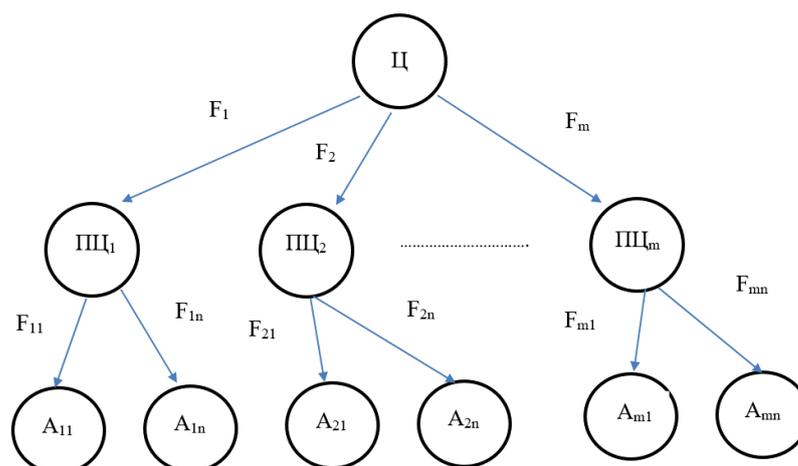


Рис. 3. Структурная модель корпоративной организационной системы подготовки обучаемых

Задача 1. Рассмотрим задачу распределения ресурсов при обучении сотрудников корпорации в своем университете. Получаем линейную задачу программирования, в которой необходимо распределить ресурсы таким образом, чтобы получить максимальный доход ($H_{\text{компания}}$) от результатов прохождения сотрудником компании соответствующих курсов (C_{ij}), где: i – программа переподготовки сотрудника; j – курс (модуль) изучения, проводимый профильным департаментом корпоративного университета.

Целевая функция корпорации заключается в минимизации затрат на обучение соответствующего сотрудника:

$$F_{mn} = \sum_{i=1}^m \sigma_{ij} - \sum_{j=1}^n C_{ij} \quad (1)$$

В табл. 1 приведены затраты корпорации, понесенные для обучения сотрудников по соответствующему департаменту корпоративного университета.

Таблица 1 - Распределение затрат на прохождение курсов сотрудниками корпорации

Модули (курсы)	Департаменты						$V_{\text{мод}}$
	D_1	D_2	D_3	D_4	D_n	
m_1	c_{11}	c_{12}	c_{13}	c_{14}	c_{1n}	$V_{\text{мод 1}}$
m_2	c_{21}	c_{22}	c_{23}	c_{24}	c_{25}	$V_{\text{мод 2}}$
.....
m_m	c_{m1}	c_{m2}	c_{m3}	c_{m4}	c_{mn}	$V_{\text{мод m}}$
$S_{\text{департамент}}$	S_1	S_2	S_3	S_4	S_n	

В этом случае необходимо ввести ограничения на затраты по каждому модулю.

$$C = c_{11}x_{11} + c_{12}x_{12} + cx_{13} + \dots + cx_{ij} + \dots + c_{nm}x_{1nm} \quad (2)$$

Полученное решение справедливо только в случае, когда обучаемыми являются сотрудники компании, однако в ходе реализации образовательного процесса возможны ситуации конкуренции между департаментами за модули и обучаемых, что может существенно снизить качество, т.к. укрупнение департаментов снизит конкурентные механизмы между ними.

Задача 2. Усложним предыдущую задачу, представив корпоративную органи-

зационную систему подготовки обучаемых с учетом конкурса между департаментами за право ведения соответствующего модуля (курса). Департаменты стремятся максимизировать свою целевую функцию.

$$F_{\text{департ.}i}(\sigma_i, y) = \sum_{i=1}^m V_{\text{мод.}i} - \sum_{j=1}^n C_j \quad (3)$$

Учебный офис должен обеспечить равновесие Нэша в неизбежной конкурентной игре департаментов за курсы и модули. Пусть каждый департамент выбирает заданный набор действий: 1 – выбор модуля, 0 – отказ от выбора. Тогда целевая функция этого департамента: $f_i(y) = y_i + \sum_{j \neq i} (1 - y_j)$. В случае, если все департаменты

выбрали модуль (курс), то выигрыш каждого будет равен единице. Если попробовать определить эффективность по Парето, вычислив целевые функции всех департаментов, то получим нулевые выигрыши, т.е. $y_i^P = 0, i \in N: f_i(y^P) = n - 1, i \in N$. Таким образом, получаем ситуацию, когда равновесие по Нэшу является одновременно равновесием в доминантных стратегиях. Введем коэффициент трудоемкости обучения.

$$k_{ij} = V_i / T_j, \quad (4)$$

где: V_i - объем работы i -го департамента; T_j - общая трудоемкость модуля (курса)

Тогда вознаграждение департамента составит:

$$V_{\text{мод}} = T_{\text{мод}} \cdot K_i \cdot k_{ij}, \quad (5)$$

где: K_i – количество обучаемых по данной программе; T_j - общая трудоемкость модуля.

Следовательно, можем применить механизм последовательного распределения ресурсов в пользу департаментов.

Алгоритм распределения модулей и курсов в КОС

Шаг 1. Учебный офис определяет по каждой программе коэффициент трудоемкости k_{ij} .

Шаг 2. Если департамент запрашивает ресурс, соответствующий его типу, то он его получает, в противном случае на этом шаге начинает действовать механизм обратного распределения ресурса.

Шаг 3. В случае успешного прохождения шага 2 из оставшегося ресурса исключаем департамент, получивший требуемый ресурс, и действуем по стратегии, начиная с шага 1.

Объем вознаграждения в виде оплаты работы за заочную (неаудиторную) форму работы с обучаемым определяется соотношением:

$$\begin{aligned} V_{\text{заочная}} &= V_{\text{модуля}} - V_{\text{теория}} - V_{\text{практика}} = \\ &= \left(\sum_{i=1}^m \frac{K_{\text{модуля}}}{K_{\text{программы}}} V_{\text{модуля}} \right) - V_{\text{теория}} - V_{\text{практика}} \end{aligned} \quad (6)$$

Каждый департамент в результате получит вознаграждение, соответствующее компенсаторной системе стимулирования:

$$\sigma_i(x^*, r) = \begin{cases} \sum_{i=1}^n T_{\text{мод}} \cdot K_i \cdot k_{ij}, y = r \\ 0, y \neq r \\ 0, y = \bar{y} \end{cases} \quad (7)$$

Анализ выражения (7) позволяет сделать вывод, что департамент получит вознаграждение только в том случае, если предоставит правдивую информацию о своем типе. Если департамент отклонится от равновесия Нэша либо предоставит недостоверную информацию о своем типе, то не получит курсы и модули.

Задача 3. Теперь рассмотрим модель стимулирования обучаемых, не являющихся сотрудниками корпорации. Руководитель департамента получает целевую

функцию как разницу между доходом и стимулированием преподавателей на повышение качества процесса обучения.

$$F_{\text{департ.}}(\sigma(\cdot), y) = \sum_{i=1}^n H_{\text{обуч}}(y) - \sum_{j=1}^m \sigma_j(y_j). \quad (8)$$

Целевая функция преподавателя определяется разностью между стимулированием от руководителя департамента и своих затрат на проведение модуля при условии обеспечения заданного качества процесса обучения.

$$f_{\text{ппс } j}(\sigma_j, y_j) = \sigma_j(y_j) - c_j(y_j). \quad (9)$$

Рассмотрим стратегии доминантного характера на уровне департаментов. Тогда департамент обучит строго больше человек нежели в обычном варианте, а целевая функция преподавателя также вырастет:

$$f_{\text{ппс } j}(\sigma_j, y_i^N) = \sigma_j(y_i^N) - c_j(y_j) \quad (10)$$

Если в департаменте будет явный лидер, то его целевая функция при любых комбинациях будет строго больше, чем у других преподавателей.

$$f_{\text{ппс } j}(\sigma_j, y_i^d) = \sigma_j(y_i^d) - c_j(y_j) \quad (11)$$

Если в департаменте формируется несколько доминантных лидеров либо стимулирование преподавателя будет включать две составляющие: до точки плана – компенсацию затрат, после точки плана – коэффициент мотивационной надбавки:

$$\sigma_{\text{ппс } j}(y_j) = k_{ij}y_j - c_j(y_j) \quad (12)$$

Задача 4. Управление КОС состоит в поиске оптимальной системы стимулирования $\sigma(\bullet) \in M$, которая будет мотивировать обучаемого к выполнению целей, которые определены в точке. При условии получения такого вида стимулирования гарантированно вознаграждение $\sigma: A \rightarrow \mathbb{R}^+$ в размере C . Обучаемый будет получать максимальную эффективность своей деятельности, если он будет придерживаться плана.

$$\tilde{\sigma} = \begin{cases} \sigma(x), & y \geq x; \\ C_{\min}, & y < x \end{cases} \quad (13)$$

Изменение функции мотивации обучаемого: скачкообразные и пропорциональные механизмы стимулирования сочетаются в графике (рис. 4):

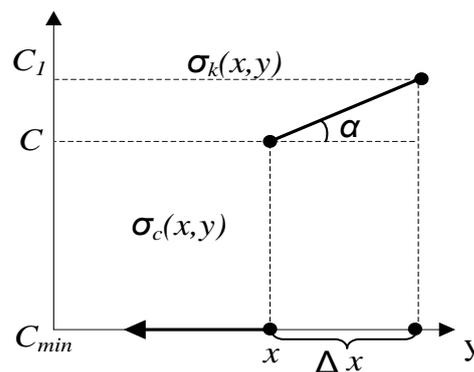


Рис. 4. Стимулирование обучаемого в КОС

$$x = \sum_{i=1}^n x_i * z_i, \quad (14)$$

где: x_i – качество изучения i -ого модуля; i – номер модуля; z_i – коэффициент значимости модуля; n – количество модулей.

Введем коэффициент, который характеризует выполнение i -ого элемента программы.

$$k_{vi} = \frac{y_{ni}}{y_{niKOC}}, \quad (15)$$

где: y_{ni} – выполнение плана i обучаемым; y_{niKOC} – весовой коэффициент элемента плана i .

Таким образом, получена модель корпоративной организационной системы управления процессом подготовки обучаемых, обеспечивающая заданный уровень качества результатов обучения на основе оптимального варианта мотивации и планирования за счет достижения равновесия в доминантных стратегиях агентов по их затратам для достижения установленных компетенций.

Рассмотрим экспертную модель классификации кандидатов на вакантные должности преподавателей в корпоративных организационных системах. Отбор кандидатов на замещение вакантных должностей преподавателей в корпоративных университетах осуществляется путем их предварительной классификации в целевые группы по компетенциям, требуемым для конкретных департаментов, и опыту работы. Модели вероятностной классификации позволяют определить степень неопределенности, связанной с прогнозом. Хорошо известными методами классификации являются K-Nearest Neighborhood (KNN), Logistic Regression, Support Vector Classifier (SVC), Gaussian Naive Bayes, Decision Tree, Random Forest, Gradient Boosting, and Linear Discriminant Analysis (LDA), Ensemble Voting Classifier. Для проведения экспериментов использован датасет **Job_Placement_Data.csv** (табл. 2).

Таблица 2 – Фрагмент датасета Job Placement Data.csv

gender	ssc_percentage	ssc_board	hsc_percentage	hsc_board	hsc_subject	degree_percentage	undergrad_degree	work_experience	emp_test_percentage	specialisation	mba_percent
M	67	Others	91	Others	Commerce	58	Sci&Tech	No	55	Mkt&HR	58.8
M	79.33	Central	78.33	Others	Science	77.48	Sci&Tech	Yes	86.5	Mkt&Fin	66.28
F	46	Others	49.2	Others	Commerce	79	Comm&Mgmt	No	74.28	Mkt&Fin	53.29
M	82	Central	64	Central	Science	66	Sci&Tech	Yes	67	Mkt&Fin	62.14
M	73	Central	79	Central	Commerce	72	Comm&Mgmt	No	91.34	Mkt&Fin	61.29
M	58	Central	70	Central	Commerce	61	Comm&Mgmt	No	54	Mkt&Fin	52.21
F	47	Central	55	Others	Science	65	Comm&Mgmt	No	62	Mkt&HR	65.04

Используемый набор данных представляет собой данные о занятости преподавателей в российских корпоративных университетах (по данным *hh.ru*), которые содержат 12 атрибутов с 216 строками данных. Включает в себя процентное соотношение (летние цифровые школы (ЛЦФ), обучение и переподготовка). Специализация также включает в себя степень, пол, опыт работы и предложения по заработной плате для каждой категории. Атрибуты представляют собой процент лучших результатов программ ЛЦФ (*ssc_p*), которые имеют процентные числа от 0 до 100, мастер (*ssc_b* и *hsc_b*), который содержит процент обучаемых, который содержит числа от 0 до 100,

степень_ содержит относительные числа от 0 до 100, переобучение (степень_) содержит область образования с определенной степенью, а workex имеет строковый тип данных, который содержит опыт работы профессора и специализацию (чистой науки или гуманитарные науки и другие специализации) (hsc_s). На этапе предварительной обработки данных был проведен анализ полученного набора данных. После этого были удалены неиспользуемые столбцы, а именно: пол, ssc_b, hsc_b и зарплата. Следующий этап – кластерный анализ с использованием нескольких методов, рассмотренных ниже.

Модель логистической регрессии будет предсказывать вероятность исхода на основе индивидуальных характеристик. Поскольку шанс также является отношением, то будет проиллюстрирован логарифм вероятности, определяемый выражением:

$$\log\left(\frac{\pi}{1-\pi}\right) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_m X_m, \quad (16)$$

где: π обозначает вероятность события, β_i — коэффициенты регрессии, относящиеся к эталонному кластеру, x_i — объясняющая переменная.

Эталонный кластер, обозначенный β_0 , состоит из лиц, представляющих референтный уровень каждой переменной $x_{1...m}$.

Vector Classifier (SVM) является частью общей линейной классификации. Особенность SVM заключается в том, что он может свести к минимуму ошибки, связанные с эмпирической классификацией, и в то же время максимизировать геометрические поля. Таким образом, можно сделать вывод, что чем больше поле гиперплоскости, тем меньше вероятность ошибочной классификации.

$$\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), (x_3, y_3), (x_4, y_4), \dots, (x_n, y_n)\} \quad (17)$$

Алгоритм K-Nearest Neighbor (KNN) использует все элементы данных для сравнения близости между точками сбора данных обучения и тестирования. Переменное взвешивание реализуется путем нормализации значения наибольшего собственного вектора в матрице отношений.

Gaussian Naive Bayes Method. Метод классификации с использованием вероятностных и статистических методов, предложенный британским ученым Thomas Bayes, называется теоремой Bayes, поскольку он предсказывает будущие возможности на основе опыта. Вероятность в *Naive Bayes* классификации — это уравнение атрибута $P(x_i/c_j)$, где x_i — i -й атрибут расстояния до захваченных данных. Поэтому уравнение расчета можно записать в виде:

$$(y|x_1, \dots, x_n) \propto P(y) \prod_{i=1}^n P(x_i|y) \quad (18)$$

Random Forest может быть предиктором, который включает в себя набор M рандомизированных деревьев регрессии. С помощью средств оценки выполняется регрессия: $m(x) = E[Y|X = x]$. Данное допущение может быть образцом обучения: $D_n = ((X_1, Y_1), \dots, (X_n, Y_n))$ внештатных случайных величин, выделенных в связи с тем, что парадигма внештатного работника объединяет (X, Y) .

Цель состоит в том, чтобы применить набор информации D_n для составления ассоциированной оценки степени $m_n: X \rightarrow R$ выполнения m . Для j -ого дерева внутри семейства ожидаемая стоимость запроса по причине x обозначается через средние значения $m_n(x; \theta_j, D_n)$, где $\theta_1, \dots, \theta_M$ — внештатные случайные величины, выделенные последовательно как широко распространенная переменная угроза, где переменная угроза — внештатный сотрудник D_n . В пакете Random Forest значение по умолчанию M (разнообразие деревьев в лесу) равно $n \text{ tree} = 500$ (5 сотен).

Linear Discriminant Analysis. Цель метода LDA состоит в том, чтобы спроецировать исходную матрицу знаний в низкоразмерное пространство. Для этого нужно сделать три шага. Первый — вычислить разницу между совершенно разными класса-

ми. Второй заключается в вычислении среднего значения для каждой категории и отклонении между образцами – дисперсия. Третий — построить низкоразмерное пространство. Случайный поиск имеет желаемые свойства в более высоких измерениях, чем поиск по сетке. Проведенное сравнение позволяет оптимизировать результаты с использованием настройки гиперпараметров для повышения их точности.

Алгоритмы классификации, выбранные для экспериментов, включают логистическую регрессию, классификатор опорных векторов, K ближайших соседей, гауссовский наивный байесовский алгоритм, дерево решений, случайный лес, повышение градиента и линейный дискриминантный анализ. Используемые меры оценки производительности – Точность, Оценка F1, G-Mean и Оценка ROC AUC. Для каждого алгоритма применяется 5-кратная перекрестная проверка.

В табл. 3 показано сравнение результатов точности всех алгоритмов классификации, разработанных для наборов данных, использованных в нашем исследовании.

Таблица 3 - Результаты эксперимента

	<i>Средняя точность</i>	<i>Средний балл F1</i>	<i>Среднее (G-Mean)</i>	<i>Средняя ROC AUC</i>
<i>Logistic Regression</i>	0.852083	0.881472	0.833323	0.940221
<i>Support Vector Classifier</i>	0.820833	0.865375	0.762810	0.916292
<i>K Nearest Neighbors</i>	0.826894	0.865879	0.786156	0.860009
<i>Gaussian Naive Bayes</i>	0.832576	0.870851	0.816063	0.899945
<i>Decision Tree</i>	0.801326	0.847351	0.801294	0.808860
<i>Random Forest</i>	0.832765	0.871977	0.817492	0.931646
<i>Gradient Boosting</i>	0.857765	0.888133	0.831375	0.911607
<i>LDA</i>	0.876136	0.904648	0.868460	0.926217

Установлено, что добавление решателя параметров процедуры bidiagonalization lsqr и ковариации 0,81 в линейном дискриминантном анализе может повысить производительность. Результаты, полученные с помощью настройки гиперпараметров в линейном дискриминантном анализе, имеют лучшую точность по сравнению с результатами других исследований того же набора данных с использованием классификатора ансамблевого обучения.

Таким образом, получена экспертная модель классификации кандидатов на вакантные должности преподавателей в корпоративных организационных системах, позволяющая существенно снизить нагрузку на топ-менеджмент за счет использования классификатора *Linear Discriminant Analysis*.

В третьей главе представлены способы алгоритмизации процесса функционирования корпоративной организационной системы подготовки обучаемых, обеспечивающие снижение информационной нагрузки и времени реакции должностных лиц на возникающие несоответствия в процессе обучения.

Рассмотрим экспертную модель поддержки принятия решений в условиях обеспечения качества результатов подготовки обучаемых в корпоративных организационных системах. Для оценки способностей обучаемых многие корпоративные университеты используют систему оценки результатов качества образования,

которая основана на использовании современных цифровых решений. Однако существующие методы идентификации не дают возможности провести качественную оценку полученных результатов. Экспертная модель PNN используется для классификации достижений обучаемых. Это нейронная сеть с прямой связью, которая подходит для классификации данных. Структура PNN содержит четыре слоя, такие как входной слой, слой шаблона, слой суммирования и выходной слой (рис. 5).

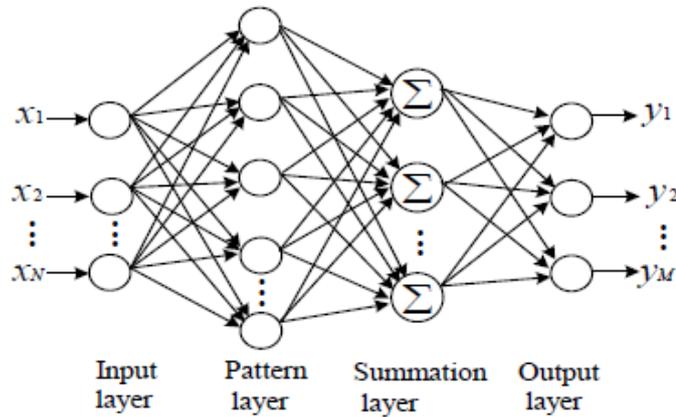


Рис. 5. Структура модели PNN

Базовый алгоритм PNN показан на рис. 6.

Шаг 1. Используем каждую выборку в качестве вектора и построим начальные обучающие векторы из исходных данных.

Шаг 2. Количество нейронов во входном слое равно размерности векторов признаков. Входные узлы — это просто узлы распределения, которые обеспечивают одинаковые входные значения для всех узлов шаблона, и векторы признаков передаются каждому узлу в слой.

Шаг 3. Количество нейронов в слое шаблона равно количеству входных выборок. Когда входные данные даны, он создаст вектор.

На этом шаге оператор функции активации выражается как:

$$g(z_j) = \exp[(z_j - 1) / \sigma^2] \quad (19)$$

В формуле (19) z_j является выходным значением. На этом шаге каждое значение входной выборки будет умножено на весовой коэффициент слоя шаблона. Выходное значение каждой единицы в слое шаблона выражается как:

$$f_A(x) = \sum \exp\left(-\frac{Px - x_{ij} P^2}{2\sigma^2}\right), \quad (20)$$

где: $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ - входная выборка, X_{ij} - матрица весов между входным слоем и слоем шаблона, j - обучающая выборка принадлежит i категории ($i = 1, 2, \dots, M$, $j = 1, 2, \dots, N$ - общее количество проб), N - номер категории i , σ - коэффициент сглаживания, уникальное значение, которое можно регулировать (как правило, σ устанавливается между 0 и 1).

Условная вероятность атрибуции выборки выражается функцией плотности вероятности.

$$f_A(x) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} \sigma^n} \frac{1}{m} \sum \exp\left[-\frac{Px - x_{ij} P^2}{2\sigma^2}\right] \quad (21)$$

В уравнении (21) n – размерность характеристических векторов пространства выборки, m представляет количество выборок, принадлежащих категории i .

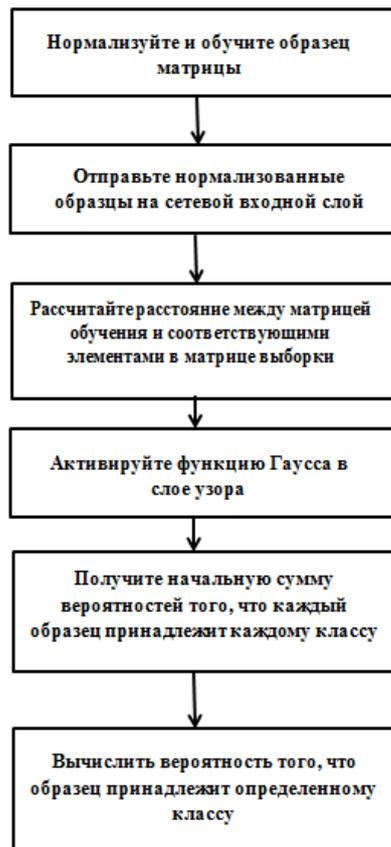


Рис. 6. Базовый алгоритм PNN

Шаг 4. Как показано в уравнении (21), слой суммирования соединяет все виды единиц слоя образца. В этом слое количество нейронов равно количеству выборок.

$$f_A = \sum_{i=1}^m g(z_i) \quad (22)$$

Шаг 5. Количество нейронов в выходном слое равно количеству обучающих выборок. Обычно данные тестирования близки к данным выборки. Выход нейрона с максимальной вероятностью равен 1, а категория соответствует положительному результату классификации выборки, а остальные нейроны - отрицательным результатам классификации выборки.

Метод классификации, основанный на модели PNN, можно описать следующим образом: предположим, что есть две категории θ_A , θ_B . Для каждой выборки $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ она принадлежит θ_A или θ_B . Он должен удовлетворять правилу Байеса: Если $h_A l_A f_A(X) > h_B l_B f_B(X)$, то $X \in \theta_A$; если $h_A l_A f_A(X) < h_B l_B f_B(X)$, то $X \in \theta_B$; где: h_A и f_B — априорные вероятности, они удовлетворяют условию $h_A = N_A/N$, $h_B = N_B/N$. N_A и N_B — количество обучающих выборок θ_A и θ_B , соответственно. N - общее количество обучающих выборок. l_A и l_B - функции потерь с неправильным решением соответственно. f_A и f_B - функции плотности вероятности категорий θ_A и θ_B , соответственно.

Классификация достижений обучаемых включает следующие несколько частей, которые представлены на рис. 7. Достижения обучаемых в основном включают работу по изучению модуля под руководством преподавателя, самостоятельную работу, промежуточный тест и итоговый экзамен и др. В частности, работа с преподавателем

лем включает онлайн взаимодействие (20%), просмотр видео материалов (15%), ответы на вопросы (10%), дискуссия (15%), тесты (15%), проведение самостоятельных оценок (15%), оформление отчетов (10%).



Рис. 7. Схема классификации на основе модели PNN

Модель PNN обладает преимуществами быстрой скорости и высокой точности классификации, поэтому подходит для определения качества образования путем классификации достижений обучаемых. Экспериментальные результаты доказывают, что предложенный метод обладает высокой точностью и эффективностью.

Таким образом, получена экспертная модель поддержки принятия решений в условиях обеспечения качества результатов подготовки обучаемых в корпоративных организационных системах, позволяющая существенно повысить точность определяемых правил за счет использования нелинейного окна Гаусса Парзена в качестве функции плотности в алгоритме вероятностной нейронной сети.

Далее рассмотрим **алгоритм принятия управленческих решений в условиях обеспечения качества результатов подготовки обучаемых в корпоративных организационных системах.**

Целями процесса управления качеством образования в корпоративных университетах является получение реальной картины образовательного процесса, повышение уровня работы с обучаемыми, получение непрерывной обратной связи от них об удовлетворенности процессом, повышение уровня компетентности обучаемых, формирование в них культуры непрерывного совершенствования своих профессиональных компетенций. Для этого целесообразно использовать инструмент генетических алгоритмов, позволяющих автоматизировать процесс и проводить случайную и упорядоченную смену информации и перестановку лиц. В структуру цепочки добавляются новые детали, которые заменяют оригинальные детали, классические принципы мутации. Проводится три генетических операции: отбора, скрещивания и мутации. В рамках процесса «тренировки памяти» чередуются прямое и обратное распространение:

$$y_i = f(\text{net}_j), j = 1, 2, \dots, m \quad (23)$$

$$\text{net}_j = \sum_{i=0}^n v_{ij} x_i, j = 1, 2, \dots, m \quad (24)$$

где $f(x)$ есть:

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (25)$$

$$f'(x) = f(x)[1 - f(x)] \quad (26)$$

Когда выход сети не равен ожидаемому на выходе, существует выходная ошибка E , которая определяется следующим образом:

$$E = \frac{1}{2}(d - 0)^2 = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^l (d_k - 0_k)^2. \quad (27)$$

Применим приведенное выше определение ошибки на скрытый слой, получим:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^l [d_k - f(\text{net}_k)]^2 = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^l [d_k - f(\sum_{j=0}^m w_{jk} y_j)]^2 \quad (28)$$

Из приведенной выше формулы видно, что ошибка входа сети является функцией весов w_{jk} и y_j . Корректировка веса должна быть пропорциональна отрицательному градиенту ошибки, т.е.:

$$\Delta\omega_{jk} = -\eta \frac{\partial E}{\partial \omega_{jk}}, \quad \Delta v_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial v_{ij}}. \quad (29)$$

Уравнение расчета вероятности адаптивной мутации P выглядит следующим образом:

$$p = \frac{(p_1 + p_2)}{2} = \frac{((p_0(p_0 - p_{\min})) * m/M) + (p_0 * \max F(x_k) / \bar{F})}{2} \quad (30)$$

Метод проб и ошибок позволяет определить начальное значение тремя способами, а расчетное уравнение выглядит следующим образом:

$$\begin{aligned} m &= \log 2^n. \\ m &= \sqrt{n+1} + \alpha, \end{aligned} \quad (31)$$

Цель генетического алгоритма состоит в том, чтобы найти веса сети и пороговые значения, которые минимизируют сумму квадратов ошибок сети за все эволюционные поколения.

Ниже приведены уравнения расчета ошибки обучения и фитнес-функции:

$$fitness = \frac{1}{E}; E = \frac{\sum_{k=1}^p \sum_{j=1}^l (y_j^k - o_j^k)}{2} \quad (32)$$

Рассмотрим алгоритм принятия управленческих решений в условиях обеспечения качества результатов подготовки обучаемых в КОС.

Шаг 1. Соберем выборочные данные оценки качества обучения, выберем индикаторы оценки в соответствии с требуемыми характеристиками преподавателей и разделим собранные данные оценки качества обучения (датасет) на обучающие и тестовые выборки.

Шаг 2. Определим скорость обучения, количество нейронов скрытого слоя, максимальное количество итераций, минимальное число ошибок, передаточную функцию, количество тренировок и другие параметры нейросетевого метода backprop.

Шаг 3. Для оценки качества обучения введем тестовую выборку, чтобы увидеть, соответствует ли обучающее воздействие улучшенной модели нейронной сети backprop, оптимизированной генетическим алгоритмом, требованиям.

Шаг 4. Если результат прогнозирования соответствует критериям остановки, то обучение прекращается, в противном случае вернемся к предыдущему этапу и переобучим сеть.

Шаг 5. Чтобы получить результат оценки качества обучения, введем тестовый образец в модель оценки качества обучения.

Результаты обучения модели оценки качества обучения представлены в табл. 4.

Таблица 4 - Сравнение результатов эксперимента на *Data*

Номер образца	Backprop	MSE	Реальное	MSE
1	11.02	7.25%	10.23	5.22%
2	15.62	6.12%	16.21	4.36%
3	14.20	5.26%	14.69	4.12%

На рис. 8 показаны кривые сравнения MSE и ACC в процессе обучения.

Повышение точности прогнозирования нейронной сети и скорости сходимости результатов оценки качества преподавания привело к созданию более практичной схемы оценки качества преподавания в корпоративных университетах.

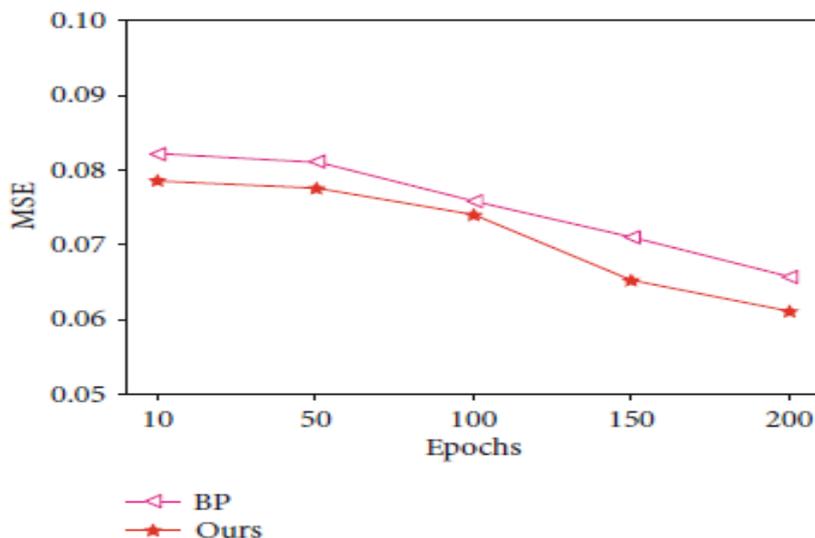


Рис. 8. Среднеквадратическая ошибка предлагаемого метода и backprop на *Data1*

Таким образом, синтезирован алгоритм принятия управленческих решений в условиях обеспечения качества результатов подготовки обучаемых в корпоративных организационных системах, обеспечивающий принятия опережающих корректирующих воздействий за счет повышения точности прогнозирования результатов на основе использования генетических алгоритмов адаптивной мутации.

Четвертая глава раскрывает требования к программному комплексу управления качеством подготовки обучаемых в рамках корпоративных организационных систем.

Практическая реализация разработанных в диссертации научных результатов стала возможной благодаря внедрению информационной поддержки всех процессов, происходящих в корпоративном университете. Основу информационной поддержки процессов управления качеством подготовки обучаемых в КОС составляет конфигуратор 1С. Корпоративный университет. Для решения прикладных задач диссертационного исследования использован набор экспертных систем на базе нейросетевых моделей. Укрупненная структура информационной поддержки в системе управления качеством подготовки обучаемых в рамках корпоративных организационных систем представлена на рис. 9.

Для интеллектуальной поддержки деятельности должностных лиц учебного офиса, контролирующих качество подготовки обучаемых, формируются автоматизированные рабочие места, обеспечивающие доступ к информации в соответствии с должностными и функциональными требованиями. Базы данных обучаемых, курсов и преподавателей сформированы на базе СУБД PostgreSQL. Структурная модель корпоративной организационной системы подготовки обучаемых синтезирована на базе семантической модели представления знаний. В качестве предикатов выступают правила, описывающие механизмы мотивации и планирования. Данные через модуль 1С

поступают в блок анализа и обработки, и затем активируются правила на основе алгоритма кратчайшего маршрута Форда-Фолкерсона. Экспертная модель классификации кандидатов на вакантные должности преподавателей синтезирована на базе модели машинного обучения, построенной с использованием линейного дискриминантного анализа. Программа выполнялась в Google Colab на Python с использованием типовых библиотек.



Рис. 9. Укрупненная структура информационной поддержки в системе управления качеством подготовки обучаемых в рамках корпоративных организационных систем

Экспертная модель поддержки принятия решений в условиях обеспечения качества результатов подготовки обучаемых в корпоративных организационных системах построена на базе модели машинного обучения с использованием вероятностной нейронной сети. Программа выполнялась в Google Colab на Python с использованием типовых библиотек. Алгоритм принятия управленческих решений в условиях обеспечения качества результатов подготовки обучаемых в корпоративных организационных системах построен на базе генетических алгоритмов адаптивной мутации. Программа выполнялась в Google Colab на Python с использованием типовых библиотек. На рис. 10 представлен обновленный вариант 1С. Корпоративный университет с модулем оценки качества результатов обучения.

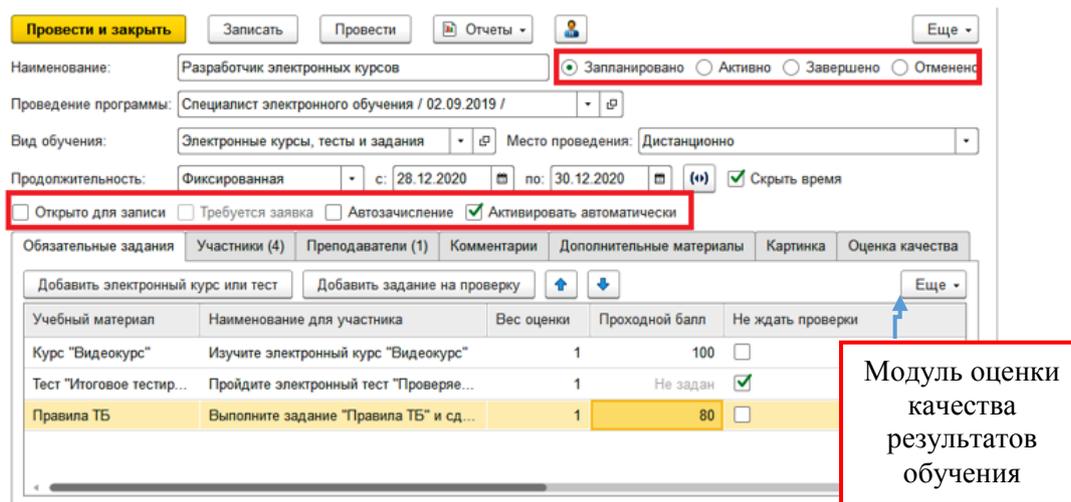


Рис. 10. Обновленный вариант 1С. Корпоративный университет с модулем оценки качества результатов обучения

Таким образом, получен программный комплекс, представляющий собой совокупность взаимосвязанных программных модулей, обеспечивающих реализацию комплексной математической модели управления уровнем качества подготовки обучаемых в корпоративной образовательной организационной системе, при оптимальной структуре разработанных моделей и алгоритмов. Эффективность подготовки обучаемых за счет использования экспертной системы поддержки принятия решений составила 84% (по типовой схеме – только 67%). Следовательно, общий эффект составил – 17%.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

1. Доказано, что в корпоративных образовательных организационных системах важнейшую роль играют подсистемы управления качеством образовательного контента обучаемых.

2. Установлено, что для достижения заданных целей обеспечения качества процесса обучения в КОС необходимо обеспечить оперативный и достоверный прогноз их возможных результатов с учетом различных факторов, ранжированных по степени важности, что позволит обеспечить оперативное реагирование должностных лиц корпоративного университета на возможные неудовлетворительные результаты с минимальными управляющими вмешательствами.

3. Применяемые технологии организации процесса обучения в корпоративных организационных системах направлены в основном на фиксацию результатов и не позволяют оперативно реагировать на возникающие рассогласования в анализируемых данных обучаемых, слабо учитывают их индивидуальные особенности и личную мотивацию, а преподавательский состав не учитывает эти факторы при проведении образовательного процесса.

4. Разработана структурная модель корпоративной организационной системы подготовки обучаемых, обеспечивающая заданный уровень качества результатов обучения на основе оптимального варианта мотивации и планирования за счет достижения равновесия в доминантных стратегиях агентов по их затратам для достижения установленных компетенций.

5. Получена экспертная модель классификации кандидатов на вакантные должности преподавателей в корпоративных организационных системах, позволяющая существенно снизить нагрузку на топ-менеджмент за счет использования классификатора Linear Discriminant Analysis.

6. Синтезирована экспертная модель поддержки принятия решений в условиях обеспечения качества результатов подготовки обучаемых в корпоративных организационных системах, что позволит снизить информационную нагрузку на должностных лиц, распределив ее в соответствии с задачами системы.

7. Получен алгоритм принятия управленческих решений в условиях обеспечения качества результатов подготовки обучаемых в корпоративных организационных системах, обеспечивающий принятие опережающих корректирующих воздействий за счет повышения точности прогнозирования результатов на основе использования генетических алгоритмов адаптивной мутации.

8. Получен программный комплекс, представляющий собой совокупность взаимосвязанных программных модулей, обеспечивающих реализацию комплексной математической модели управления уровнем качества подготовки обучаемых в корпоративной образовательной организационной системе, при оптимальной структуре разработанных моделей и алгоритмов. Эффективность подготовки обучаемых за счет использования экспертной системы поддержки принятия решений составила 84% (по типовой схеме – только 67%). Следовательно, общий эффект составил – 17%.

Список основных публикаций по теме диссертации

Публикации, индексируемые в международной базе данных Scopus

1. Omar Hatem Zaidan Al-Dulaimi. Feasible Adaptive K-Means Clustering Techniques Applied in Huge Data Clustering- A Novel Approach // Jour of Adv Research in Dynamical & Control Systems, Vol. 10, 06-Special Issue, 2018. Pages 2137-2142.

2. Omar Hatem Zaidan Al-Dulaimi. Image Content based Topological Analysis for Friend Recommendation on Twitter // Omar Hatem Zaidan Al-Dulaimi, Royida A. Ibrahim Alhayali, Wedyan Habeeb Hameed/ Jour of Adv Research in Dynamical & Control Systems, Vol. 10, 09-Special Issue, 2018. Pages 2829-2837.

Публикации в изданиях из Перечня ВАК РФ

3. Аль-Дулаими, О. Х. З. Использование алгоритма вероятностной нейронной сети для измерения уровня качества образования / О. Х. З. Аль-Дулаими // Т-Comm: Телекоммуникации и транспорт. – 2023. – Т. 17, № 3. – С. 27-33.

4. Аль-Дулаими, О. Х. З. Разработка алгоритма классификации на модели академических данных с помощью гиперпараметрической настройки для найма преподавателей в иракских университетах / О. Х. З. Аль-Дулаими // Т-Comm: Телекоммуникации и транспорт. – 2022. – Т. 16, № 9. – С. 33-38.

5. Аль-Дулаими, О. Х. З. Базы данных в структуре программно-аппаратного комплекса, посредством которого выполняется управление системы "Умный дом" / О. Х. З. Аль-Дулаими // Современная наука: актуальные проблемы теории и практики. Серия: Естественные и технические науки. – 2021. – № 12. – С. 54-57.

Статьи и материалы конференций

6. Аль-Дулаими, О.Х.З. Измерение качества образования в вузах с помощью генетических алгоритмов и нейронных сетей / О. Х. З. Аль-Дулаими // Перспективы науки. – 2023. – № 1(160). – С. 10-16.

7. Аль-Дулаими, О.Х.З. Разработка методов измерения уровня качества образования в вузах с использованием генетического алгоритма и нейронных сетей совместно / О.Х.З. Аль-Дулаими // Студент-Наука: Сборник трудов Всероссийской научно-практической конференции, Воронеж, 05–06 декабря 2022 года. – Воронеж: Воронежский государственный технический университет, 2022. – С. 161-168.

8. Аль-Дулаими, О.Х.З. Оценка качества подготовки студентов на основе ге-

нетических алгоритмов / О. Х. З. Аль-Дулаими // Студент-Наука: Сборник трудов Всероссийской научно-практической конференции, Воронеж, 05–06 декабря 2022 года. – Воронеж: Воронежский государственный технический университет, 2022. – С. 155-160.

9. Аль-Дулаими, О.Х.З. Повышение защиты автоматизированной системы «Умный дом» на основе математического моделирования и алгоритмизации / О. Х. З. Аль-Дулаими // Оптимизация и моделирование в автоматизированных системах: труды Международной молодежной научной школы, Воронеж, 15–17 декабря 2021 года. – Воронеж: Воронежский государственный технический университет, 2022. – С. 80-84.

10. Аль-Дулаими, О.Х.З. Сравнительное исследование для измерения качества дистанционного образования с использованием генетических алгоритмов / О. Х. З. Аль-Дулаими // Глобальный научный потенциал. – 2022. – № 7(136). – С. 63-67.

11. Аль-Дулаими, О.Х.З. Автоматизация (умный дом) с использованием систем обнаружения и мониторинга на основе IoT / О. Х. З. Аль-Дулаими // Интеллектуальные информационные системы: труды Международной научно-практической конференции, Воронеж, 08–10 февраля 2022 года. – Воронеж: Воронежский государственный технический университет, 2022. – С. 8-12.

12. Аль-Дулаими, О.Х.З. Проектирование электронной web-ориентированной библиотеки / О. Х. Альдулаими // Наука и мир. – 2014. – № 5-1(9). – С. 84-86.

13. Аль-Дулаими, О.Х.З. Интеллектуальная система поддержки принятия решений в гибридных системах организационного управления». [Текст] /О.Х.З. Аль-Дулаими, Белоусов В.Е., Суханова Д.А.// «Современные киберугрозы и международная информационная безопасность». Материалы международной научно-практической конференции «Техника и безопасность объектов уголовно-исполнительной системы». Под редакцией П.К. Пенского. Воронеж, 2024. Т.6. - С.12-18.

Подписано в печать 06.09.2024. Формат 60x84/16.

Усл. печ. л. 1,3. Тираж 80 экз. Заказ № 610

Отпечатано с готового оригинал-макета
в типографии Издательского дома ВГУ
394018, г. Воронеж, ул. Пушкинская, 3