

ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ БЮДЖЕТНОЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ  
УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ  
«ВОРОНЕЖСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ ТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ»  
(ФГБОУ ВО «ВГТУ»)

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

ДИССЕРТАЦИЯ

на соискание ученой степени  
кандидата технических наук

Научный руководитель:

кандидат технических наук, доцент

Белоусов Вадим Евгеньевич

Воронеж 2024

## СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ .....	4
ГЛАВА 1 ПРОБЛЕМАТИЗАЦИЯ УПРАВЛЕНИЯ КОРПОРАТИВНЫМИ ОБРАЗОВАТЕЛЬНЫМИ ОРГАНИЗАЦИОННЫМИ СИСТЕМАМИ.....	11
1.1. Структура корпоративной организационной системы подготовки обучаемых.....	11
1.2. Принципы оценки качества подготовки обучаемых в корпоративных организационных системах.....	17
1.3. Технология организации процесса обучения в корпоративных организационных системах.....	23
1.4. Выводы .....	40
ГЛАВА 2 СТРУКТУРА КОРПОРАТИВНОЙ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЙ ОРГАНИЗАЦИОННОЙ СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ ПОДГОТОВКОЙ ОБУЧАЕМЫХ .....	41
2.1. Структурная модель корпоративной организационной системы подготовки обучаемых.....	41
2.2. Экспертная модель классификации кандидатов на вакантные должности преподавателей в корпоративных организационных системах	51
2.3. ВЫВОДЫ .....	66
ГЛАВА 3 АЛГОРИТМИЗАЦИЯ ПРОЦЕССА ФУНКЦИОНИРОВАНИЯ КОРПОРАТИВНОЙ ОРГАНИЗАЦИОННОЙ СИСТЕМЫ ПОДГОТОВКИ ОБУЧАЕМЫХ .....	67
3.1. Экспертная модель поддержки принятия решений в условиях обеспечения качества результатов подготовки обучаемых в корпоративных организационных системах .....	67
3.2. Алгоритм принятия управленческих решений в условиях обеспечения качества результатов подготовки обучаемых в корпоративных организационных системах.....	81

3.3. Выводы .....	92
ГЛАВА 4. ПРОГРАММНЫЙ КОМПЛЕКС УПРАВЛЕНИЯ КАЧЕСТВОМ ПОДГОТОВКИ ОБУЧАЕМЫХ В РАМКАХ КОРПОРАТИВНЫХ ОРГАНИЗАЦИОННЫХ СИСТЕМ .....	93
4.1. Структура программного комплекса .....	93
4.2. Пользовательский интерфейс .....	105
4.3. Результаты практической апробации программного комплекса.....	108
4.4. Выводы .....	116
ЗАКЛЮЧЕНИЕ.....	117
Список литературы.....	119
Приложение 1. Акт о внедрении.....	131
Приложение 2. Справка о внедрении.....	132

## ВВЕДЕНИЕ

*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 связано с её рабочей практикой, т.е. появились специализированные подразделения внутри корпораций занятые исключительно подготовкой и переподготовкой сотрудников компании по программам актуальным для нее компетенциям. 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 самое 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 удастся 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, таким как А.С. Айвазян, В.Н. Бурков, Г.Я. Волошин, Э. Дидэ, Н.Г. Загоруйко, Д.Н. Новиков и многих других. 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 диссертации 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, обеспечивающей 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.

- Программный комплекс управления качеством подготовки обучаемых в рамках корпоративных организационных образовательных систем.

***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 диссертационных исследований 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 конференция «Качество продукции: контроль, управление, повышение, планирование» (Курск, 2018); XVI-ой всероссийской школы-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 школы

«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, из них 2 работы проиндексирована в SCOPUS.

**Личный вклад автора.** В работах, опубликованных в автором, личный вклад соискателя состоит:

в работах [6], [7] – структура модели корпоративной организационной системы управления процессом подготовки обучаемых;

в работе [2], [11] – экспертную 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.

# ГЛАВА 1. ПРОБЛЕМАТИЗАЦИЯ УПРАВЛЕНИЯ КОРПОРАТИВНЫМИ ОБРАЗОВАТЕЛЬНЫМИ ОРГАНИЗАЦИОННЫМИ СИСТЕМАМИ

## 1.1. Структура корпоративной организационной системы подготовки обучаемых

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 им занимается специально созданный для них отдел, а также существуют и другие организации, в которых есть свои учебные заведения, но они не всегда имеют статус корпоративных университетов. Понимаете, дело не только в названии, но и в масштабах.

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. 1.1).

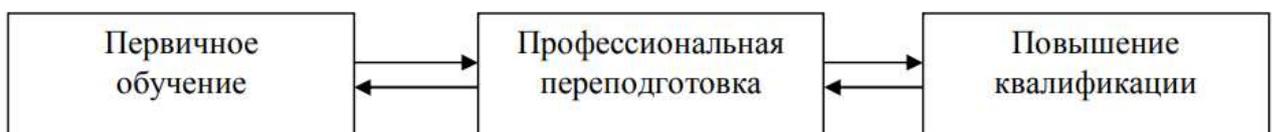


Рис. 1.1. Основные виды корпоративного образования

Такое встречается крайне редко. Например, если в центре обучения есть внутренний университет, то это может означать, что он является небольшим учебным центром. В идеале, если это действительно корпоративный университет, он должен соответствовать своим названием и своей сути.

В корпоративном университете масштаб имеет значение, но это всего лишь один из признаков, который отличит его от простых учебных заведений:

- Необходимо отметить, что корпоративный университет является не просто небольшим подразделением компании, а крупным департаментом или даже дочерним юридическим лицом. Он имеет возможность выдавать дипломы и сертификаты о прохождении обучения, а также проводить обучение своих сотрудников.

- В корпоративных университетах большое количество индивидуальных и групповых программ повышения квалификации, обучение по которым проходят огромное число сотрудников компании и сторонних обучаемых.

- Для того чтобы обеспечить выполнение стратегических задач, перед которыми стоит бизнес, они в большинстве случаев самостоятельно определяют, какие курсы будут необходимы сотрудникам, и организуют процесс обучения системно. Обучают как специальным профессионалам, так и универсальным гибким навыкам (софт-скиллам) (рис. 1.2) [51].

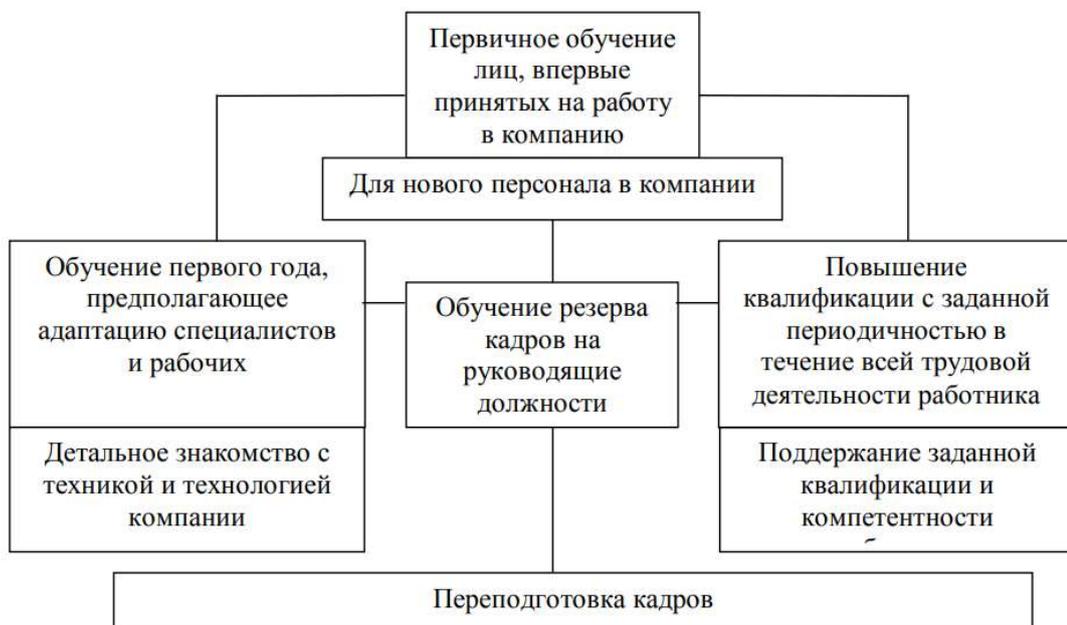


Рис. 1.2. Основные виды корпоративного обучения

- В большинстве случаев, корпоративные университеты занимаются обучением не только сотрудников компании, но и работников партнеров, потенциальных и реальных клиентов, а также широкой аудитории, которая может быть представлена в виде иностранцев или других заинтересованных сторон. В данном контексте, они являются не только носителями новых знаний и навыков для сотрудников компании, но также распространяют уникальный опыт работы с информацией, накопленный в компании, на внешний рынок [51] (курсы по внешним вопросам обычно организуются внутри компанией экспертами) (рис. 1.3).



Рис. 1.3. Структурно-логическая схема корпоративного обучения

- Реализация программ подготовки обучаемых в корпоративных университетах представлена на рис. 1.4. Она включает в себя этапы планирования, проведения непосредственно обучения, контроля качества реализации и проведения на их основе корректировок программ, формированием инновационных методик обучения, позволяющих получить требуемый результат за минимальное число шагов [51].



Рис. 1.4. Структура реализации программ подготовки обучаемых

- Заинтересованность со стороны внешней аудитории заключается в получении знаний от реальных практиков, которые разбираются в конкретных ситуациях на рабочем месте.
- Некоторые корпоративные университеты имеют тесные связи с университетами (например, они участвуют в создании совместных программ магистратуры), колледжами и даже школами (рис. 1.5).

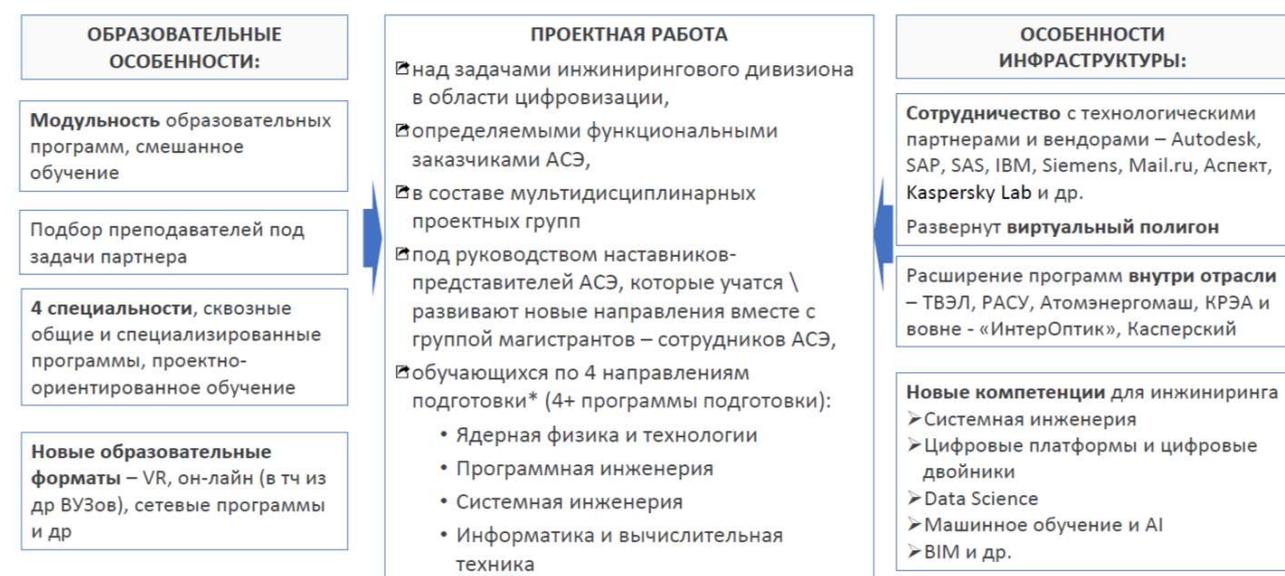


Рис. 1.5. Совместная программа обучения в магистратуре «Инженеры для цифрового будущего» Росатома и МИФИ

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 [33].

В прошлом, чтобы добиться успеха в карьере, требовалось лишь получить одно профессиональное образование и регулярно совершенствовать свои знания и навыки. В современном мире обучение стало неотъемлемой частью жизни человека. Под этим подразумевается то, что в виду постоянных изменений в технологиях и рабочих практиках, которые приводят к появлению новых профессий и технологий, человек вынужден постоянно совершенствоваться. Он должен развивать свои компетенции и навыки, а также универсальные компетенции и гибкие навыки (софт-скиллы).

На уровне корпорации эти перемены выражаются в постепенном переходе от концепции T&D к концепциям L&D, что означает обучение и развитие. В этом случае корпоративные учебные заведения стали больше внимания уделять обучению, а не тренингу.

**Концепция тренинга и развития (T&D)** предполагает, что обучение в корпоративной системе должно быть направлено на решение бизнес-задач. Отправляя запросы на обучение, руководители сами определяют учебные программы, которые будут использоваться в работе сотрудников. В качестве примера можно привести решение руководителя о том, что его сотрудники не справляются с управлением временем. Он ставит их перед фактом: необходимо пройти обучение.

По сути, **концепция обучения и развития (L&D)** исходит из того, что обучение должно быть предоставлено самому работнику в любом случае, даже если это не будет ему выгодно. Также учебные программы имеют в виду не только профессиональную деятельность, но и развитие личности.

Появилась еще одна причина, по которой корпоративные университеты стали трансформироваться. Это произошло в результате распространения цифровых

технологий во всех сферах, в том числе и в образовании. Многие учебные занятия проводятся в дистанционном или смешанном формате. В тренде *microlearning* – это форма проведения занятий, которая широко распространена в современном мире. И, несмотря на то, что разработка учебных программ по-прежнему является важной задачей для L&D-специалистов, они все чаще выступают в роли не столько разработчиков учебного материала, сколько кураторов - компании прибегают к *peer-to-peer*-обучению, развитию экспертов и тренеров из сотрудников и добиваются того, чтобы сотрудники создавали собственный учебный контент на основе своего личного опыта и знаний. По сути, сейчас в моду входит концепция "самообразования" в компании.

Примером подобной технологии является летняя цифровая школа Сбера (рис. 1.6) [33].

**Летняя цифровая школа Сбера**  
3 июля – 31 августа

Четвертый год подряд Сбер совместно со СберУниверситетом организует **повышение квалификации преподавателей вузов и ссузов бесплатно**

Расширена программа до **8** треков

**>4 000** регистраций из **75** регионов

**1600** мест

**2,6** конкурс

 Наука о данных 500 мест	 Разработка на Java 200 мест
 Инжиниринг данных 200 мест	 Цифровые платформы и технологические тренды 200 мест
 Риск-менеджмент в цифровую эпоху 150 мест	 Устойчивое развитие бизнеса 150 мест
 Цифровые финансы и бизнес модели 100 мест	 Мягкие навыки 100 мест

Рис. 1.6. Проект летней цифровой школы 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 [33] 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 не очень. 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.

## **1.2. Принципы оценки качества подготовки обучаемых в корпоративных организационных системах**

Чтобы провести эффективную оценку качества подготовки сотрудников в корпоративной системе образования, необходимо иметь четкую цель и план, который описывает стратегию достижения целей, которые охватывают множество различных аспектов. Данные задачи могут быть решены только в том случае, если будут получены достоверные прогнозы относительно качества подготовки обучающихся.

Для решения подобной задачи целесообразно провести ее декомпозицию на два шага:

на первом – исходя из множества факторов, можно определить вероятность получения значений показателей качества подготовки обучающихся по группам: социально-педагогические факторы; организационно-методические; психологические; экономические; социально-психологические и т.д. [1,2];

на втором - определим ковариацию отдельных предикторов на качество подготовки обучаемых в корпоративных организационных системах.

**Вероятность получения значений показателей качества подготовки обучающихся по группам.**

На качество подготовки обучающихся в корпоративных университетах влияют факторы -  $\forall_{m \in M} X_m = \{X_k^m : k \in 1, K_m\} \neq 0$ , которые определяют индивидуально и в комплексе общую интегральную оценку качества образовательной деятельности. Для анализа необходим набор исходных данных по результатам прошедшего образовательного процесса за временной период:  $[t_0, t^*]$ , а также задан временной интервал для расчета прогнозных показателей качества –  $t_k$  [75].

Обязательно нужно принять к сведению тот факт, что сами параметры, которые определяют уровень подготовки обучающихся в корпоративных организационных системах (далее – КОС), являются не случайными величинами и определяются на основе локальных актов организации как по группам, так и результатам. Таким образом, в рассматриваемом варианте мы имеем возможность лишь определить вероятность значения параметра качества [75] результатов обучения в определенный промежуток времени.

В качестве исходных данных возьмем значения параметров качества [75] подготовки обучаемых в КОС - организационно-методические ( $X_i^j$ ) и сгруппируем их в табл. 1.1.

Таблица 1.1

$N$ фактора	Значения фактора $X_i^j$
1	$x_1^1$
2	$x_2^1$
...	... ..
$M$	$x_m^1$

Далее, нам нужно определить количество разных исходов  $a_{ji}$  (варианты значений параметров по шкале). Обозначим их в виде трех групп, используя упрощенное описание (рис. 1.7).

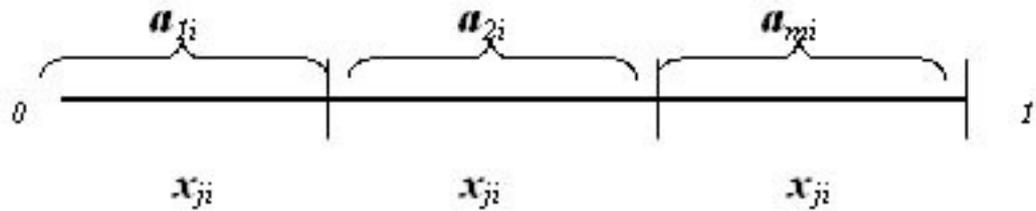


Рис. 1.7. Квалиметрическая оценка результатов наблюдений

На основе степени достижения желаемого результата можно разделить все группы значений. Тогда:

$a_{1i}$  – количество низких оценок качества подготовки обучаемых в КОС по показателю  $X_i^j$ ;

$a_{2i}$  – количество нормальных оценок качества подготовки обучаемых в КОС по показателю  $X_i^j$ ;

$a_{mi}$  – количество эталонных оценок качества подготовки обучаемых в КОС по показателю  $X_i^j$ .

Поскольку функция плотности распределения вероятности нам пока неизвестна проведём частотные оценки:

$$p_1^* = \frac{a_{1i}}{m}; p_2^* = \frac{a_{2i}}{m}; p_m^* = \frac{a_{mi}}{m}, \quad (1.1)$$

где  $p_1^*; p_2^*; p_m^*$  - частоты оценок качества подготовки обучаемых в КОС по показателю  $X_i^j$  за интервал наблюдений.

Следуя предположению о том, что значение статистической совокупности и прогнозирования достаточно высоко (что подтверждается значением вероятности), логично предположить, что вероятность распределения случайной величины  $X_i^j$  в соответствии с нормальным законом имеет  $m-1$  степень свободы. Данный факт может привести к тому, что для того, чтобы оценить вероятность возникновения

событий в виде точечной оценки, будет разумным использовать их частоты. Однако необходимо обеспечить соблюдение точности и надежности данной оценки, что возможно только при условии обеспечения ее точной и своевременной оценки. В соответствии центральной предельной теореме, в случае большой выборки значений случайной величины, которая наблюдается в течение определенного времени, вероятностная оценка  $a_{ji}$  будет близка к ее математическому ожиданию. Тем не менее, для того чтобы событие состоялось, необходимо выполнение требований теоремы Бернулли. С учетом того, что все эти условия были соблюдены и частота  $p^*$  была распределена согласно нормальному закону, можно сделать вывод о том, что для него будут применяться следующие параметры [40]:

- математическое ожидание для фактора  $X_i^j$ :

$$m_{x_1^j} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_i^j p_i^* \quad (1.2)$$

где  $x_i^j$  – значение параметра случайной величины  $X_i^j$ ;

- среднеквадратичное отклонение [42] для  $X_i^j$ :

$$\sigma_{p^*} = \frac{1}{m-1} \sqrt{(x_i^j - m_x)^2} \quad (1.3)$$

Чтобы определить вероятность исхода, сначала нужно определить доверительную вероятность  $\beta$ . Она показывает степень вероятности того, что доверительный интервал может оказаться в пределах искомой вероятности  $|p^* - p| < \xi_\beta$ . В целях решения задачи о прогнозировании параметров оценки качества подготовки обучающихся [15] в КОС за некоторый период времени, доверительную вероятность установим равной 0,9.

По этой концепции задача определения параметров оценки качества подготовки обучающихся в КОС по возможным результатам достижения

определенных целей сводится к поиску вероятности возникновения определенного события при известной [15] вероятности его возникновения -  $x_i^j$  (0,25; 0,35; 0,99).

Считая, что функция  $p^*$  имеет нормальное распределение:

$$P(|p^* - p| < \xi_\beta) = \beta,$$

то получаем значение доверительной вероятности:

$$\xi_\beta = \sigma_{p^*} \operatorname{arq}\Phi\left(\frac{1+\beta}{2}\right).$$

а доверительный интервал:

$$t_\beta = \operatorname{arq}\Phi\left(\frac{1+\beta}{2}\right).$$

Попробуем определить значение доверительной [15] вероятности с помощью следующей формулы:

$$\xi_\beta = t_\beta \sigma_{p^*}, \quad (1.4)$$

В таблице [40] можно найти выражение для определения среднеквадратичного отклонения и значение табулирующей функции. Обе части могут быть отнесены друг к другу с помощью доверительной вероятности, что может быть выполнено при помощи анализа вероятностей.

Это означает, что модуль различия вероятности для частотной и полной вероятностей будет равен [15]:

$$|p^* - p| \approx t_\beta \sigma_{p^*} = t_\beta \left( \frac{1}{m-1} \sqrt{(x_i^j - m_x)^2} \right).$$

Проведя упрощения имеем значение полной вероятности события [16]:

$$p = p^* - t_\beta \left( \frac{1}{m-1} \sqrt{(x_i^j - m_x)^2} \right). \quad (1.5)$$

Для того чтобы рассчитать вероятность получения полной вероятности оценки качества результатов обучения в КОС, проведем анализ полученных результатов.

- Предполагается, что желаемое событие произойдет в прогнозируемый период времени, но вероятность этого события не должна превышать значения доверительной вероятности.

- Если увеличить количество наблюдений в исследуемый период, то можно ожидать, что значения вероятностей события и доверительных вероятностей будут совпадать.

- Следует ожидать того факта, что повышение доверительной вероятности более 0.95 приведет к тому, что будет увеличиваться доверительный интервал, что ведет к снижению точности прогнозирования [16].

Вычислим оценки качества подготовки обучающихся в КОС на интервале прогнозирования, используя три варианта (низкие, удовлетворительные и эталонные результаты) [15]:

- низкие результаты качества подготовки обучающихся в КОС [14]:

$$p_1 = p_1^* - t_{\beta} \left( \frac{1}{m-1} \sqrt{\left(0.25 - \frac{0.25a_1^j + 0.75a_2^j + 0.99a_{m1}^j}{m}\right)^2} \right) \quad (1.6)$$

- удовлетворительные результаты качества подготовки обучающихся в КОС [14]:

$$p_2 = p_2^* - t_{\beta} \left( \frac{1}{m-1} \sqrt{\left(0.75 - \frac{0.25a_1^j + 0.75a_2^j + 0.99a_{m1}^j}{m}\right)^2} \right) \quad (1.7)$$

- эталонные результаты качества подготовки обучающихся в КОС [14]:

$$p_3 = p_3^* - t_{\beta} \left( \frac{1}{m-1} \sqrt{\left(0.99 - \frac{0.25a_1^j + 0.75a_2^j + 0.99a_{m1}^j}{m}\right)^2} \right) \quad (1.8)$$

Исходя из полученных результатов и используя результаты, которые основаны на приведенных предположениях, производится расчет других факторов, которые оказывают влияние на оценку качества обучения в КОС. Для получения

прогноза необходимо провести расчет нескольких факторов, по каждому из которых выбирается значение, которое имеет максимальную вероятность. Полагаясь на это, для каждого фактора, который влияет на оценку качества учебных достижений обучающихся в КОС, разрабатывается последовательность его наиболее вероятных значений, которые будут иметь место в будущем времени, когда будет проводиться анализ [16].

Таким образом, 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.

### **1.3. Технология организации процесса обучения в корпоративных организационных системах**

Учебный процесс в корпоративной системе осуществляется преимущественно с использованием дистанционных технологий. Концепция оценки в корпоративной системе управления представляет собой последний шаг на пути к созданию программы, который является заключительным этапом перед ее разработкой. Основным краеугольным камнем современной системы образования является пункт оценки, который [1] принимает участие в качестве обратной связи при принятии решений об эффективности концепции обучения.

Это важный шаг в традиционной или онлайн-системе дистанционного образования, когда вы принимаете решение о том, как именно вы будете достигать свои цели. Традиционная и альтернативная оценка – это два основных подхода к концепции оценки. Но оба вида оценки используются в дистанционном обучении, дополняя собой традиционное обучение. Несмотря на это, в дистанционном обучении чаще всего используется стандартный подход к оценке. В его основе лежит одна из самых важных причин, которая заключается в том, что

интеллектуальный анализ данных, Интернета и текста не используется для оценки в дистанционном обучении. Начнем с определения. Что такое дистанционное обучение?

Дистанционный формат обучения является новой концепцией, которая помогает преподавателю и обучаемому объединяться в разных ситуациях: на одном месте или в разные временные промежутки, а также дистанционно. Это [3] позволяет экономить их время и силы. Одним из наиболее важных вопросов, который волнует современные системы корпоративного образования, это нехватка компетентных в своем деле преподавателей. Те которые есть, могут обучать только ограниченное количество обучаемых. В определенное время и в определенном месте КОС могут предоставить ограниченную образовательную среду. Направления, позволяющие обучаться дистанционно устраняют эти ограничения и дают возможность квалифицированным преподавателям вести работу в любой точке земного шара. Даже если дистанционное обучение не может быть признано серьезной альтернативой традиционному способу обучения, из-за того что оно ограничено в возможностях, дистанционный формат обучения необходим как альтернатива. Из всех возможных вариантов, дистанционное обучение будет выбрано в качестве первого, так как оно имеет возможность охватывать большие группы людей и использовать его можно в любое время.

В прошлом дистанционное обучение было односторонним, основанным на газетах, радио, письмах или телевидении [3]. Принято считать, что [3] дистанционное обучение предназначено исключительно для студентов. Однако это не так. Эта концепция может быть использована и взрослыми людьми, которые имеют дело с такими профессиями, как обеспечение обучения без отрыва от работы.

Среди различных моделей дистанционного обучения в мире проводятся различные исследования, направленные на их совершенствование. Возможности дистанционного обучения стали более разнообразными с 1955 года в связи с развитием радио и телевидения. Применение в различных странах спутниковых технологий позволило проводить дистанционное обучение.

Например, в Англии существует так называемый «Открытый университет», который был основан еще в 1968 году и дает возможность обучаться дистанционно в других странах. В период с 1980-х годов по 1990-е годы компьютеры были самым распространенным видом техники, так как они стали дешевле. С развитием технологий и увеличением количества доступных Интернет-услуг компьютер [3] становится все более эффективным в системе дистанционного обучения (Das & Varol, 2001).

«Дистанционное образование является своего рода революционным прорывом и новаторской современной моделью образования в образовательной среде, появившейся в ходе технологических разработок 1920-х годов»

Организация системы управления контентом и образованием в дистанционном обучении является второй и третьей частью разработки программы, но все еще существуют некоторые проблемы с размером оценки. В условиях дистанционной формы обучения используются только те тесты, которые предполагают множественный выбор, "правильно-неправильно" или на соответствие, но они не могут быть проверены письменным экзаменом, чтобы проверить уровень когнитивной оценки.

После появления первой компьютерной системы прошло более шестидесяти лет, и сегодня Интернет является стандартным местом для проведения электронного обучения. Электронное обучение, современная версия дистанционного образования, в основном осуществляется через Интернет, проводится с помощью подключенных к Интернету компьютеров, на которых запущены специальные программы (системы управления учебным контентом, LCMS), которые позволяют учащимся, учителям, курсам и совместным технологиям контактировать друг с другом (Яннис и Мавромматис, 2009 г.).

Можно увидеть то, что в системах дистанционного обучения и традиционных КОС используются программные элементы. Изучив состав и структуру программы, можно сделать вывод о том, что она состоит из целей, содержания,

образовательного статуса и этапов оценки [3]. Ответы на вопросы о целях и мотивах, побудивших их перейти к дистанционному обучению, являются первым этапом в формировании содержания и статуса обучения. Он отвечает за основные элементы программы. После того, как система управления образованием определилась с содержанием, она вступает в отношения с системой управления содержанием, а также с разработкой или управлением содержанием.

Существует много систем управления контентом и образованием, которые используются в настоящее время. Несмотря на это, нет возможности найти современный подход к завершению этих систем. На этапе проверки, в процессе проведения письменных экзаменов в дистанционных образовательных системах, можно узнать, достигает ли человек своей цели. Это необходимо для того, чтобы иметь возможность оценивать и делать выводы [3] о том, как студенты или отдельные лица [3] используют дистанционный формат обучения. Для того чтобы изменить форму содержания, необходимо осуществить переходы между единицами содержания с помощью целенаправленных учебных действий обучаемых. Тогда логично предположить, что ответы на все эти приложения будут основаны на оценке интеллектуального анализа данных, который является основой в дистанционном обучении с использованием Интернета [3].

В процессе исследования приложений, интеллектуальный анализ данных в интернет-средах, мы можем наблюдать как ядро приложения является текст, а веб-интеллектуальный анализ является средним уровнем, так и интеллектуальный анализ информации является последней частью приложения. В любом случае, семантическая паутина является важным выводом для всех этих приложений. Для создания структуры семантической сети на платформах дистанционного обучения, будут использоваться семантические веб-приложения.

Обсудим, как можно оценить результаты дистанционного обучения.

В любом программном обеспечении оценка является одним из наиболее важных компонентов. Следует учитывать, что успешное проведение дистанционного обучения напрямую зависит от общей эффективности корпоративного университета и требует тщательного планирования этапа

проведения оценки. Не считая оценки знаний обучаемых, оценка программы [3] является одним из факторов, который может повлиять на успешное функционирование корпоративного университета. Во время проведения оценки программы, необходимо четко сформулировать цели и задачи для достижения их при помощи анализа недостатков. Также следует оценить состояние достижения целей, уровень удовлетворения обучаемых и их преподавателей [3] (Monolescu, Schifter, & Greenwood, 2004).

Индивидуальное образование также развивается по пути создания системы обучения, ориентированной на обучаемого. Чтобы повысить эффективность обучения, роль преподавателей была изменена. Чаще всего, в деятельность КОС вносятся изменения, которые будут отслеживать посещаемость и процесс обучения. Однако, технологические средства не претерпели никаких изменений. Потребность в преподавателях осталась на прежнем уровне, но изменились их роли. Преподаватели стали тем связующим звеном, которое связывает обучаемых с информацией. Для преподавателей стало обязательным использование современных технологий (Beaudoin, 1990).

По итогу, успешность дистанционного обучения может быть измерена успехом в руководстве обучаемыми. Каким образом оценивают успехи обучаемых на занятиях? Каковы их способности и уровень понимания? Насколько хорошо они контролируют свои знания? Можно ли измерить содержание занятия средствами контроля? У обучаемых должен быть хороший контроль, а также необходимо выявлять те области, в которых они имеют проблемы. Эти недостатки необходимо устранить, для того чтобы новые методы могли быть разработаны.

В качестве методов, которые используются при дистанционном обучении, можно отметить следующие (Bayam & Urin, 2002):

1. После каждой темы проводятся викторины, которые показывают уровень усвоения изучаемых предметов. Это позволит увидеть степень их понимания.
2. Задания: иногда обучаемым следует давать задания, и их необходимо поощрять [3] к выполнению исследовательских работ.

3. Онлайн-экзамены дают возможность оценить качество обучения и уровень усвоения материала, используя общий тест. После того как пройдена определенная ступень обучения, можно провести онлайн-тестирование, чтобы узнать, насколько хорошо обучающиеся следуют курсам, насколько они осведомлены и насколько хорошо они усвоили материал. Важно то, насколько хорошо они прошли обучение.

4. Модуль управления системой дистанционного образования должен включать в себя отчеты, которые контролируют обучающихся. Существует ряд отчетов, которые должны быть доступны студентам в целях самоконтроля. Данный модуль должен содержать отчеты о посещаемости занятий, результатах экзаменов и домашних заданий, а также общей ситуации. Помимо этого, должна быть форма и часть чата [3], для того чтобы обучающиеся могли получить ответы на свои вопросы, они должны были бы участвовать в обсуждении проблемных вопросов и достигать свою область для обсуждения [3].

В данный момент разрабатываются и внедряются новые методы оценки, которые будут соответствовать новым образовательным стандартам. Обучение в конструктивистском подходе не предполагает рассмотрение оценки как этапа конструирования информации. Оно касается непосредственно процесса создания информации без ее оценки. Благодаря конструктивистской образовательной среде, появилась необходимость в разработке методов оценивания, которые требуют долгого пересмотра и не используются для оценки на завершающем этапе при традиционном подходе. Примеры такого могут быть следующими: применение конструктивистского подхода к обучению, а также использование метода оценки портфолио в дистанционном обучении.

Рассмотрим алгоритмы, применяемые при оценке качества результатов обучения в КОС.

**C45:** Этот алгоритм обработки данных используется для обеспечения машинного обучения для решения задач классификации. Используя большой набор информации, дерево решений создается при определенных условиях и [3] позволяет делать соответствующие выводы. Например: Если погода солнечная и

безоблачная, можно играть в гольф, если облачно и низкая температура, играть в гольф нельзя.

**K-Means:** этот алгоритм представляет собой систему классификации с широкой областью применения. Это позволяет классифицировать данные записи в соответствии с необходимой квалификацией, поэтому классифицируются одни и те же характеристики групп. Прежде чем приступить к группировке, в нее необходимо вставить однотипные данные. Кроме того, с помощью алгоритма k-средних данные могут быть разделены на желаемое количество частей в соответствии с аналогичными признаками. Поскольку алгоритм прост, результаты получаются быстро, а поскольку это один из старых алгоритмов, можно найти много подходящего программного обеспечения.

**SVM:** машины опорных векторов — один из наиболее эффективных способов интеллектуального анализа данных. В системе он рассчитывается с помощью классификатора опорных векторов (SVC) и регрессора опорных векторов (SVR). Эти системы в начале 1990-х разработала компания Вапник. Одной из причин, которая делает его заметным, является необходимость меньшего количества образцов.

**KNN:** Этот алгоритм классифицирует объекты в соответствии с их сходством для ближайшей классификации (Pilavcilar, 2007).

**Naive Bayes:** Информация, предоставленная на основе набора объектов, принадлежащих к известным группам элементов, будет использоваться для определения того, какая группа будет взята. Naive Bayes метод — один из самых простых и эффективных, его можно легко и быстро адаптировать к данным большого размера. Потому что его легко понять, его легко применять и его легко освоить тем, кто мало что знает о системе.

**Apriori:** В системах машинного обучения разработано множество структур для поиска конструкции и классификации. Среди них легкие всегда легко адаптируются и дают эффективные результаты. Apriori относится к методам [3] определения дизайна. Все эти упомянутые алгоритмы также легко используются в анализе текста одновременно. (Karabatak and Ince,2010;Wu & Kumar, 2009).

**Text mining:** в основном фокусируется на определении данных и на этапе вывода. Предварительные этапы этих проинструктированных данных состоят из более регулярных документов в требуемый формат преобразования, такого рода декомпозиции обычно не наблюдается в системах интеллектуального анализа данных. Кроме того, поскольку полученная информация состоит из текстов в формате естественного языка, интеллектуальный анализ текста фокусируется на обработке естественного языка, что является совершенно другой областью в соответствии с компьютерными науками. Возможно, самые поразительные моменты, связанные с анализом текста, извлечением информации, сбором данных и процессом лингвистических вычислений на основе кучи (Feldman & Sanger, 2007).

Согласно алгоритму, оценка представляется наиболее важным этапом дистанционного обучения, определяющим эффективность всех элементов программы. На этапе оценки алгоритм C45 считается эффективным в классификации характеристик обучаемых и успеваемости. Этот же алгоритм определен как эффективный для решения выводов и a decision tree.

Другой алгоритм классификации K-means классифицирует студентов, характеристики поведения и успеваемости, которые аналогичны алгоритму C45. Согласно алгоритму SVM, это лучший способ оценить, когда нам не хватает данных. Он используется, когда необходимо принять решение в соответствии с различными особенностями обучаемых и когда данные ограничены. Наиболее важной особенностью алгоритма KNN является соответствие каждому отдельному документу. Эта ситуация помогает эффективно использовать данные на этапе оценки.

Алгоритм Naïve Bayes превосходит другие алгоритмы, поскольку известно, что он начинает с данных, предоставленных известными ресурсами, и решает [3], в какой группе должны оставаться новые обучаемые. Apriori алгоритм с более чем одним веществом определяет взаимосвязь между поведением и данными.

Интеллектуальный Text mining включает в себя все алгоритмы, которые обладают выдающимися характеристиками, позволяющими приспособить искусство установки смысла в тексты.

Наконец, алгоритмы эффективны для использования в Text mining, имеют продуктивные функции для использования в дистанционном обучении для определения положительных и отрицательных особенностей дистанционного обучения.

И это также помогает анализировать поведение обучаемых, академические успехи, контент-анализ на основе оценки [3].

Далее, проведем анализ существующих информационных решений для поддержки деятельности корпоративного университета.

На сегодняшний день наиболее популярные решения для обеспечения деятельности корпоративного университета выпущены компанией 1С в виде конфигуратора «1С:Электронное обучение. Корпоративный университет» [34].

Она является системой дистанционного обучения (LMS или СДО) на основе [34] платформы «1С:Предприятие 8», которая включает в себя конструктор электронных учебных курсов и тестов [34], а также систему управления учебными курсами и их модулями.

Учебный процесс в «1С:Электронное обучение» имеет полный спектр возможностей.

Это можно увидеть при совместной работе с веб-интерфейсом, предназначенным для преподавателей и обучающихся.

Онлайн кабинет преподавателя и обучаемого [34].

Для того чтобы проводить аттестацию и внутреннее обучение сотрудников в корпоративном секторе, используется данный программный продукт [34].

На рис. 1.8. представлена архитектура конфигуратора 1С корпоративное обучение [34].

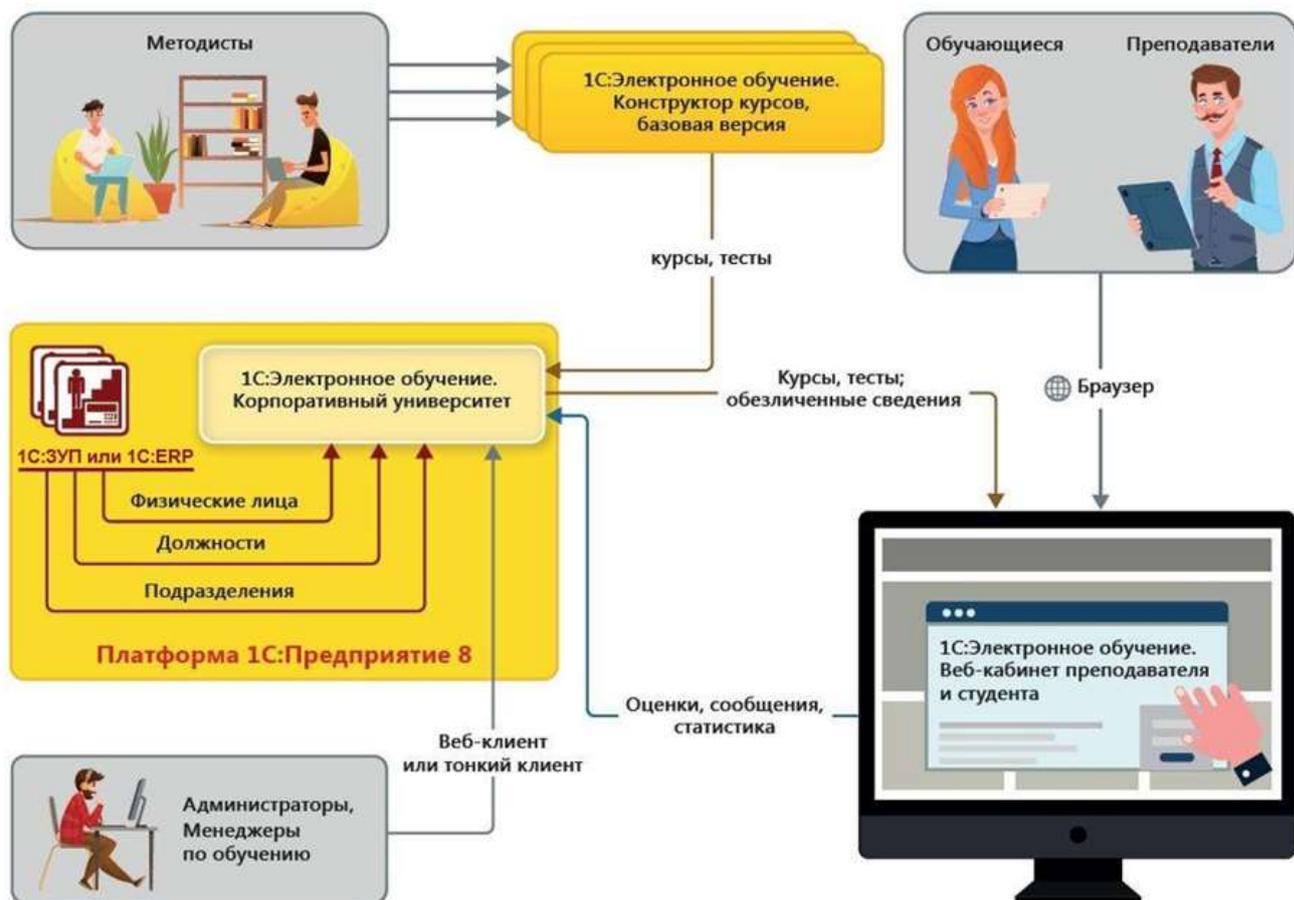


Рис. 1.8. Архитектура 1С корпоративное обучение

Еще одно применение - автоматизация учебных заведений, которые используют в своей деятельности традиционное и электронное аудиторское обучение [34].

Для обеспечения функционирования электронной информационно-образовательной среды в университетах и колледжах, отвечающей требованиям ФГОС, в академическом секторе применяется данная программа. Такая среда показана на рис. 1.9 в виде структуры [34].



Рис. 1.9. Автоматизация учебных заведений, которые используют в своей деятельности традиционное и электронное аудиторское обучение

Задача программы состоит в том, чтобы решить следующие задачи [34]:

Обеспечение проведения электронных занятий и семинаров в локальной сети организации или через сеть Интернет со стационарных компьютеров, ноутбуков и мобильных устройств [34].

Настройка учебного процесса, включающего в себя изучение электронных курсов, выполнение тестов и контрольных работ, которые проверяются преподавателем с помощью электронных устройств; вебинары, а также аудиторные занятия [34].

Воспользуйтесь функцией управления зачислением на обучение, которая включает в себя самостоятельное создание заявки с модерлируемой заявкой и без нее, а также автоматическое формирование заявки в зависимости от занимаемой должности, подразделения и результатов ранее пройденного обучения [34].

Создание мультимедийных интерактивных учебных материалов и тестовых заданий, которые могут быть использованы в качестве основы для проведения занятий [34].

Подготовка и публикация новостей, а также проведение ручных или автоматических рассылок персонализированных сообщений осуществляется в системе личных сообщений и/или по электронной почте или SMS [34].

Для определенных пользователей доступны учебные форумы [34].

Завершение контроля, отслеживания и анализа результатов обучения и тестирования [34].

Размещение информации о выпускниках в электронных системах и ведение учета сертификатов, полученных по результатам обучения [34].

Для того, чтобы продавать дистанционное обучение, используя пин-коды, можно использовать онлайн магазины [34].

Оформление личных электронных библиотек [34].

Выгрузка и загрузка электронных курсов или тестов в формате HTML, а также их выгрузка с помощью стандартных инструментов SCORM 2004 [34].

Установка предоставляет возможность ведения списков обучающихся и их достижений, а также управления правами доступа; позволяет накапливать результаты обучения и управлять ими; осуществлять сбор, систематизацию, хранение и передачу разнообразной информации, которая будет доступна пользователю в удобной для него форме [34].

У пользователей есть возможность создать электронные курсы и тесты, даже если они не имеют навыков работы с компьютером. В MS Word, PowerPoint или встроенном редакторе создается теория электронных мультимедийных интерактивных курсов. При необходимости, файлы с тестами и глоссарием можно загрузить из MS Excel [34].

Основные положения теории электронного (рис. 1.10) курса [34]:

- Страницы, которые включают в себя форматированный текст с иллюстрациями и гиперссылками внутри и вне сети Интернет; таблицы, контрольные вопросы, подсказки и фрагменты ранее созданных курсов.

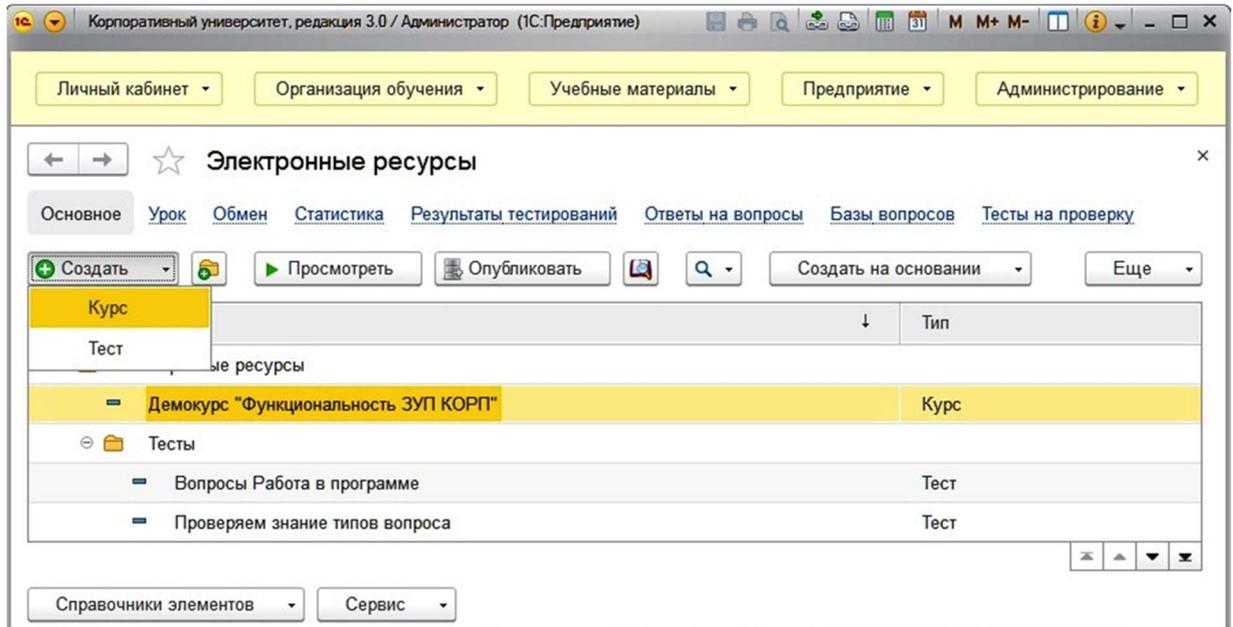


Рис. 1.10. Встроенный конструктор электронных образовательных ресурсов

- Иллюстрации увеличиваются до исходного размера, если кликнуть на них.
- Удобные видеоролики с возможностью выбора размера изображения.
- Аудиозаписи в формате mp3.
- В списке представлены файлы произвольного формата (doc, xls, pdf и т.д.).
- Присутствуют дополнительные материалы, которые могут быть доступны после проверки всех пользователей или только их автора.
- На термины глоссария автоматически делаются ссылки.
- В конфигурации можно найти настройки, которые используются для создания тестов различного назначения.
- Тестирование, анкетирование и учебные задания.
- Проводить анализ начальной страницы теста.
- Задать период выполнения (с возможностью отображения таймера) и количество вопросов, которые необходимо выполнить для успешной сдачи теста.
- Для того чтобы использовать вопросы, которые имеют 4 различных типа (одни из многих, многие из многих, последовательность), необходимо выбрать один из них.

- В тест необходимо включить некоторое количество вопросов, которые охватывают несколько тем.

- Можно ли сочетать разные вопросы и варианты ответа на них?

- При назначении вопросов разного веса для оценки итогового балла за тест в целом, следует учитывать разницу в их весе при подсчете итогового балла.

- Заполнять текстовые комментарии, которые будут показаны после завершения тестирования, в зависимости от количества набранных баллов за тест.

- Подсказка: для того чтобы правильно ответить на любой вопрос, нужно составить комментарий к каждому варианту ответа.

- В вопросы можно добавлять файлы (видео, картинки и звуковые), а также использовать их для создания вариантов ответов.

- Существует возможность создания тестов, которые состоят из единой базы контрольных вопросов, которые распределены по темам.

- Использовать возможности для отложенного ответа на вопрос, который казался сложным.

С помощью данной конфигурации можно создать глоссарий терминов и определений, используя следующие настройки [34]:

Некоторые определения одного термина.

Некоторые синонимы к термину:

Сборка глоссариев, которые объединяют в себе базовые понятия из разных источников.

В конфигурации можно воспользоваться готовыми электронными учебными курсами и тестами, которые разрабатываются в других продуктах линейки "1С:Электронное обучение": Конструктор курсов или Экзаменатор [34].

Это позволяет использовать конфигурацию для формирования структуры компании по юридическим лицам и сферам их ответственности. Планируется импорт информации о сотрудниках, их должностях и состояниях в целях получения образования или для управления персоналом из текстового файла, таблицы Excel, конфигураций "Зарплата и управление персоналом", "ERP

Управление предприятием 2" и "Зарплаты и кадры государственного учреждения" [34].

При использовании конфигурации в вузе, колледже или учебном центре доступна загрузка списков студентов/слушателей, преподавателей, сотрудников образовательной организации, состава учебных групп, структуры учебного процесса (курсы, специальности/направления, отделения, формы обучения и т.д.) из систем автоматизации управления 1С:Университет, 1С:Колледж или 1С:Управление учебным центром. Для передачи в 1С:Колледж или 1С:Управление учебным центром результатов, полученных в ходе электронного обучения, в стандартной поставке содержатся HTTP-сервисы [34].

Для того чтобы управлять зачислением на обучение, создавать правила автоматического зачисления и управления доступом к новостям и учебным форумам, в конфигурации используется структура организации, списки сотрудников или студентов/слушателей/преподавателей [34].

Интеграция была осуществлена с свободно распространяемой и открытой исходной программой вебинаров BigBlueButton, которая имеет открытый исходный код. Создание и настройка вебинаров происходит автоматически в Корпоративном университете (рис. 1.11).

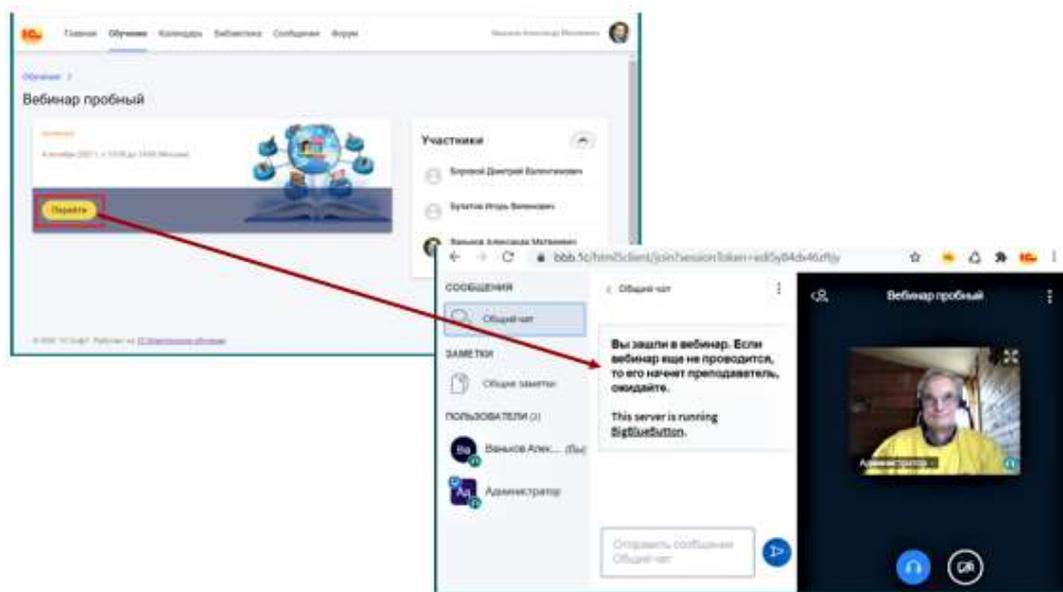


Рис. 1.11. Создание и настройка вебинаров

Регистрация на вебинары осуществляется в один клик из личных кабинетов преподавателей и обучающихся. В результате проведения вебинаров, преподаватель получает статистику участия и заполняет данные в своей учебной ведомости [34].

Имеется опция создания списков пользователей и возможности гибкого управления их правами, с возможностью разбиения по группам или индивидуально (рис. 1.12).

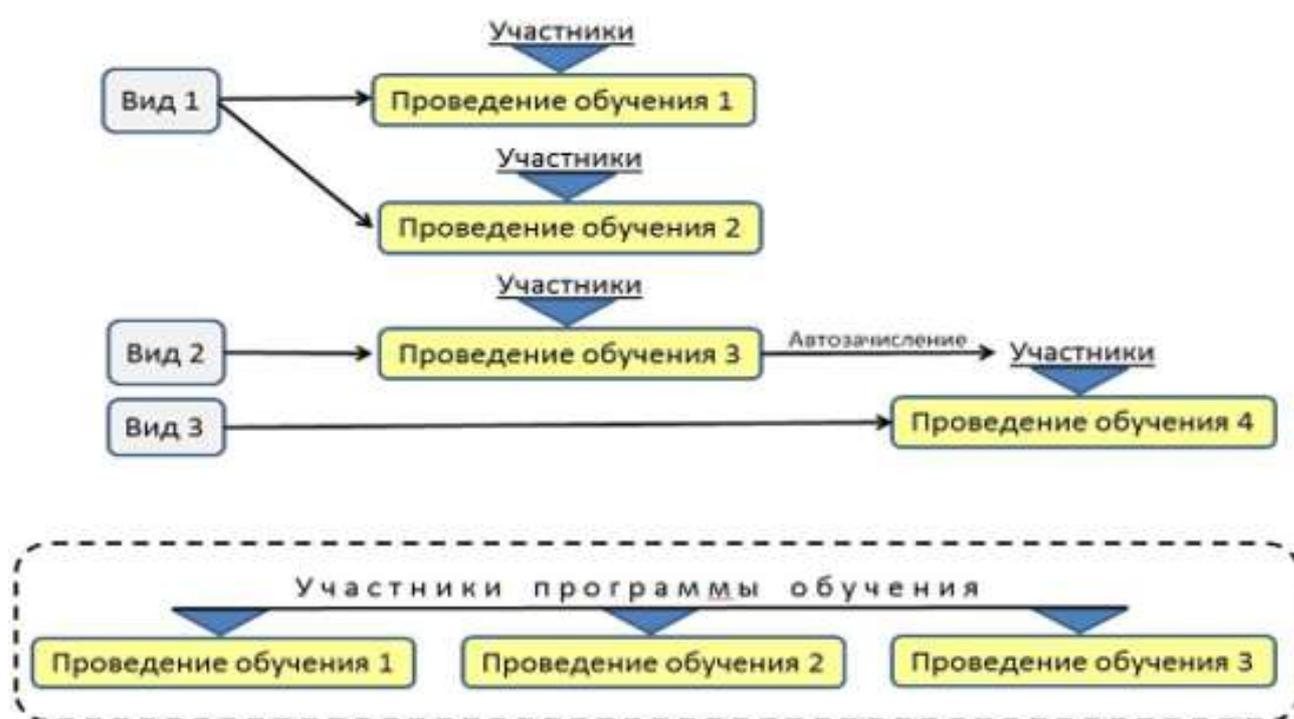


Рис. 1.12. Управление обучением

В рамках проекта было реализовано разделение доступа к данным (RLS) между организациями и менеджерами [34].

Основные роли пользователей, которые входят в конфигурацию, определены следующим образом [34]:

- Проходящий обучение.
- Должность преподавателя.
- Методист - профессия.

- Кадровый сотрудник, отвечающий за организацию обучения.
- Профессия старшего менеджера по обучению.
- Служба в качестве младшего менеджера по обучению.
- Профессия администратора.

Сервисные возможности, которые необходимы для поддержки организации электронного и смешанного обучения, включают в себя следующие сервисы [34]:

1. Настройка отчётов включает в себя следующие действия: Формирование отчётов по различным параметрам и представление результатов в удобной для пользователя форме. Принято решение о возможности проведения анализа результатов обучения и тестирования в разрезе должностей, подразделений, организаций и других объектов.

2. Между информационными базами программных продуктов "1С:Электронное обучение" происходит обмен электронными курсами.

3. Стандарт SCORM 2004 предусматривает возможность экспорта/импорта электронных курсов или тестов.

4. В случае необходимости, можно воспользоваться функцией экспорта электронных курсов или тестов в формат HTML. Это позволит просматривать их в любом браузере, например, как самоучитель.

5. Программный продукт "1С:Электронное обучение" имеет возможность бесшовной интеграции с программным продуктом "1С:Электронное образование". Услуги веб-кабинета для преподавателей и обучающихся включают в себя возможность проведения занятий с использованием различных мобильных устройств на условиях клиентской лицензии или ограничения числа активных пользователей веб-кабины.

6. Массовое изменение доступа пользователей, например, из конфигураций "Зарплата и управление персоналом", "ERP Управление предприятием 2" и "Зарплаты и кадры государственного учреждения" к функциям "Зарплата и управление персоналом" и "ERP Зарплата и кадры".

Таким образом, 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.

#### **1.4. Выводы**

1. В корпоративных образовательных организационных системах важнейшую роль играют подсистемы оценки качества результатов обучения слушателей.

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. Цифровые решения, направленные на поддержку образовательного процесса в корпоративных организационных системах, не позволяют выполнять аналитические задачи, т.к. не имеют специализированных модулей и конфигураторов.

## ГЛАВА 2. СТРУКТУРА КОРПОРАТИВНОЙ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЙ ОРГАНИЗАЦИОННОЙ СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ ПОДГОТОВКОЙ ОБУЧАЕМЫХ

### 2.1. Структурная модель корпоративной организационной системы подготовки обучаемых

Рассмотрим модель структуры корпоративной организационной системы подготовки обучаемых [51, 54] (рис.2.1).

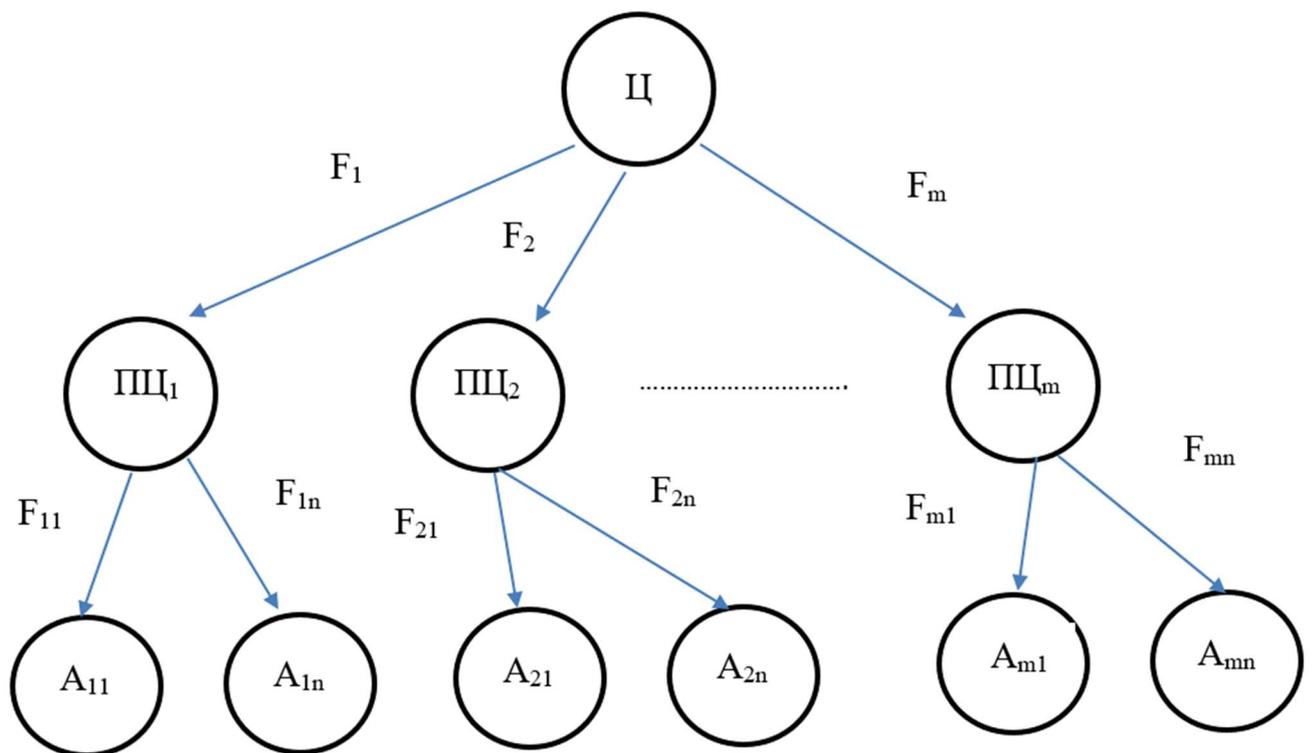


Рис. 2.1. Структурная модель корпоративной организационной системы  
подготовки обучаемых

В модели такой структуры выделим следующие организационные единицы [9,14]:

- 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 корпоративный университет.

В рассматриваемой структуре может быть несколько промежуточных уровней и только один уровень, формирующий агентов. Учитывая, что формирование оптимальной структуры подобной организационной системы не может быть решено одним действием рассмотрим ряд задач, решаемых корпоративным университетом [25].

Задача 2.1. Рассмотрим задачу распределения ресурсов при обучении сотрудников корпорации в своем университете [25].

Учитывая, что сотрудники мотивированы к изучению программ повышения квалификации мы 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 [9]:

$$F_{mn} = \sum_{i=1}^m \sigma_{ij} - \sum_{j=1}^n C_{ij} \quad (2.1)$$

В табл. 2.1 приведены затраты, выделяемые корпорацией соответствующему департаменту корпоративного университета на процесс обучения своих сотрудников [53].

В этом случае необходимо ввести ограничения на затраты по каждому модулю, изучаемому сотрудником в рамках своей программы обучения с учетом общих ограничений на весь курс или междисциплинарную сборку.

$$C = c_{11}x_{11} + c_{12}x_{12} + c_{13}x_{13} + \dots + c_{ij}x_{ij} + \dots + c_{nm}x_{1n} \quad (2.2)$$

Таблица 2.1- Распределение затрат на прохождение курсов сотрудниками корпорации

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

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 [54].

Задача 2.2. Усложним предыдущую задачу представив корпоративную организационную систему подготовки обучаемых с учетом конкурса между департаментами за право ведения соответствующего модуля (курса) [14]. Фактически мы сводим рассматриваемую задачу к классической задаче распределения ресурса, который ограничен сверху. Тогда, основной задачей в рассматриваемой КОС является формирование неманипулируемого механизма распределения ресурса в условиях, когда департаментам становится невыгодно сообщать недостоверную информацию о своем типе при ограничении на качество результатов обучения.

Каждый департамент имеет вектор характеристик, характеризующих его тип  $r_i \in \Omega_i$ ,  $i \in N$  (компетентность преподавателей, наличие опыта реализации соответствующих проектов, проработанность курсов и модулей, наличие в программе менеджеров верхнего звена управления и т.д.). Для обработки данного

показателя целесообразно применить матриц свертки с получением скалярного значения [25].

Департамент  $i$  сообщает учебному офису информацию  $s_i \in S_i$  (количество курсов (модулей) и объем очных и самостоятельных занятий в часах), соответствующих своим возможностям  $r_i \in \Omega_i$ ,  $i \in N$ . При этом другие департаменты также сообщают подобную информацию.

Сумма такой информации представляет собой вектор сообщений:

$$s = (s_1, s_2, \dots, s_n)$$

который и формирует основу для механизма планирования. Следовательно, при назначении плана конкретному департаменту необходимо учитывать планы и других департаментов. Естественно, что департаменты стремятся максимизировать свою целевую функцию, которая формируется как разность между мотивацией – объемом модулей и курсов и затрат на их проведение.

$$F_{\text{департ.}i}(\sigma_i, y) = \sum_{i=1}^m V_{\text{мод.}i} - \sum_{j=1}^n C_j \quad (2.3)$$

Данный вариант планирования опасен тем, что в погоне за модулями и курсами обязательно пострадает качество подготовки обучаемых. Чтобы не допустить такого развития ситуации учебный офис должен обеспечить равновесие Нэша в неизбежной конкурентной игре департаментов за курсы и модули, т.е. создать ситуацию, когда каждый департамент станет доминантным для своих курсов и модулей с точки зрения всех рассматриваемых параметров, в том числе и качестве результатов подготовки обучаемых. Пусть каждый департамент выбирает заданный набор действий: 1 – выбор модуля, 0 – отказ от выбора. Тогда целевая функция этого департамента

$$f_i(y) = y_i + \sum_{j \neq i} (1 - y_j).$$

Такая целевая функция создает условия, когда департаменту выгодно для ее максимизации формировать требования к максимальному набору модулей полностью игнорируя интересы других департаментов [25]. Другие департаменты также будут стремиться выбирать больше курсов и модулей невзирая на свой тип, следовательно все стремиться к доминантным стратегиям. Рассматриваемый

департамент будет стремиться увеличить свой выигрыш, который ограничен сверху невзирая на стратегии остальных, значит его действие  $y_i^d = 1, i \in N$ .

В случае, когда все департаменты выбрали модуль (курс), то выигрыш каждого будет равен единице, т.е.  $f_i(y^d) = 1, i \in N$ . Если попробовать определить эффективность по Парето вычислив целевые функции всех департаментов, то получим нулевые выигрыши (никто не выбрал курс или модуль), т.е.  $y_i^p = 0, i \in N$ .

$$f_i(y^p) = n - 1, i \in N$$

Следовательно, нельзя увеличить одновременно целевые функции всех департаментов, т.к. увеличивая у одного мы уменьшаем другие. Таким образом, получаем ситуацию, когда равновесие по Нэшу является одновременно равновесием в доминантных стратегиях департаментов, которая устойчива и выгодна, т.к. определяет для каждого модуля и курса только один профильный департамент, качество подготовки обучаемых которым соответствует требованиям как корпорации, так и самого обучаемого.

Для целевой функции корпорации важно не только минимизировать затраты на обучение при фиксированном качестве результатов, но и определить какую долю вносит конкретный обучаемый в затратах департамента. Для этого введем коэффициент трудоемкости обучения.

$$k_{ij} = V_i / T_j \quad (2.4)$$

где:  $V_i$  - объем работы  $i$ -го департамента;

$T_j$  - общая трудоемкость модуля (курса)

Тогда вознаграждение департамента составит:

$$V_{\text{мод}} = T_{\text{мод}} \cdot K_i \cdot k_{ij} \quad (2.5)$$

где:  $K_i$  – количество обучаемых по данной программе;

$T_j$  - общая трудоемкость модуля.

Такой вариант распределения ресурса невыгоден департаментам, если они пытаются манипулировать информацией о своем типе по функции качества подготовки обучаемых, т.к. вознаграждение напрямую зависит от количества и качества обучаемых успешно освоивших модуль (курс). Следовательно, можем

применить механизм последовательного распределения ресурсов в пользу департаментов (курсов и модулей, а также других видов работ).

### Алгоритм распределения модулей и курсов в КОС

**Шаг 1.** Учебный офис определяет по каждой программе коэффициент трудоемкости  $k_{ij}$  и общий объем курсов и модулей и доводит эту информацию департаментам.

**Шаг 2.** Если департамент запрашивает ресурс, соответствующий его типу (модули и курсы по профилю департамента), то он его получает, в противном случае на этом шаге начинает действовать механизм обратного распределения ресурса, делающий невыгодным всем департаментам отклоняться от равновесия в доминантных стратегиях, соответствующих равновесию Нэша для данной стратегии.

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

Конкурсный механизм можно применить не только для департаментов, но и преподавателей. В этом случае для заданных модулей и курсов выбирается преподаватель у которого будут самые высокие результаты по количеству и качеству обучаемых успешно освоивших модули (табл. 2.2).

Таблица 2.2 – Выбор преподавателя с наивысшим рейтингом для проведения профильного курса

Курсы (модули)	Департаменты					$V_{\text{заочная}}$
	$\Pi_1$	$\Pi_2$	$\Pi_3$		$\Pi_m$	
<b>1</b>	+	+	+	...	+	$V_{\text{заочная}}$ (модуля 1)
<b>2</b>	+	-	+	...	-	
<b>3</b>	-	+	-	...	+	$V_{\text{заочная}}$ (модуля 3)
<i>n</i>	+	+	-	...	-	

Ему дополнительно к целевой функции добавляется вознаграждение в виде оплаты работы за заочную (неаудиторную) форму работы.

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

$$\begin{aligned} V_{\text{заочная}} &= V_{\text{модуля}} - V_{\text{теория}} - V_{\text{практика}} = \\ &= \left( \sum_{i=1}^m \frac{K_{\text{модуля}}}{K_{\text{программы}}} V_{\text{модуля}} \right) - V_{\text{теория}} - V_{\text{практика}} \end{aligned} \quad (2.6)$$

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

$$\sigma_i(x^*, r) = \begin{cases} \sum_{i=1}^n T_{\text{мод}} \cdot K_i \cdot k_{ij}, y = r \\ 0, y \neq r \\ 0, y = \bar{y} \end{cases} \quad (2.7)$$

Анализ выражения 2.7 позволяет сделать вывод, что департамент получит вознаграждение (модули и курсы) только в том случае, если предоставит правдивую информацию о своем типе, в том числе наличии преподавателей с высоким рейтингом. Если департамент отклониться от равновесия Нэша, либо предоставит недостоверную информацию о своем типе, то не получит курсы и модули.

Задача 2.3. Теперь рассмотрим модель стимулирования обучаемых не являющихся сотрудниками корпорации [25]. В этом случае сложно говорить о их высокой мотивации к освоению программы.

Тогда, рассматривая схему (рис. 2.1) получим на нижнем уровне так называемую веерную систему стимулирования, центром которой выступает руководитель департамента, промежуточными центрами – преподаватели, а агентами - обучаемые. Необходимо в том числе учесть, что в такой системе агенты будут слабо связанными.

Рассмотрим целевые функции участников данной организационной системы.

Руководитель департамента получает целевую функцию как разницу между

доходом, который формируют обучаемые привлеченные в данный департамент и стимулированием преподавателей на повышение качества процесса обучения.

$$F_{\text{департ.}}(\sigma(\cdot), y) = \sum_{i=1}^n H_{\text{обуч}}(y) - \sum_{j=1}^m \sigma_j(y_j) \quad (2.8)$$

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

$$f_{\text{ппс } j}(\sigma_j, y_j) = \sigma_j(y_j) - c_j(y_j) \quad (2.9)$$

Рассмотрим стратегии доминантного характера на уровне департаментов. Поскольку преподавателям выгодно повышать качество обучения, т.к. их целевая функция растет, то можем предположить, что из них будет сформирована группа стремящаяся получить максимальное вознаграждение. Ранее, мы доказали, что в этом случае справедливо получение равновесия Нэша. Тогда департамент обучит строго больше человек нежели в обычном варианте, доля дохода департамента повышается  $H_{\text{департ}}(y)$ , а целевая функция преподавателя также вырастит [9]:

$$f_{\text{ппс } j}(\sigma_j, y_i^N) = \sigma_j(y_i^N) - c_j(y_j) \quad (2.10)$$

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

$$f_{\text{ппс } j}(\sigma_j, y_i^d) = \sigma_j(y_i^d) - c_j(y_j) \quad (2.11)$$

Такой преподаватель за счет низких затрат и высокой мотивации получит вознаграждение максимальное для данного департамента. Также это произойдет в случае, если модули ведет топ-менеджер компании.

Если в департаменте формируется несколько доминантных лидеров (либо модули ведут несколько топ-менеджеров корпорации), то обеспечивается равновесие в доминантных стратегиях таких преподавателей, при этом повысится мотивационная надбавка лидерам.

Для формирования устойчивого тренда к повышению качества процесса обучения необходимо использовать комбинированную систему стимулирования, включающую часть компенсаторной и пропорциональной систем.

Стимулирование преподавателя будет включать две составляющие: до точки плана – компенсацию затрат, после точки плана – коэффициент мотивационной надбавки:

$$\sigma_{ппсj}(y_j) = k_{ij}y_j - c_j(y_j) \quad (2.12)$$

Если рассматривать данный коэффициент в контексте увеличения общего фонда департамента, то следует принять во внимание тот факт, что он должен быть пропорционален количеству обучающихся.

Задача 2.4. 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, он гарантированно получит вознаграждение  $\sigma : A \rightarrow \mathbb{R}^+$  в размере  $C$ . Однако размер данного показателя может быть определен с помощью отклонения значений показателей качества обучения от точки, которая является планом студента. В случае, когда  $y=x$ , функция обучаемого достигает своего максимума.

В случае использования любой системы стимулирования, обучаемый будет получать максимальную эффективность своей деятельности, если он будет придерживаться плана. В противном случае, все остальные действия будут сведены к минимуму [9].

$$\tilde{\sigma} = \begin{cases} \sigma(x), y \geq x; \\ C_{\min}, y < x. \end{cases} \quad (2.13)$$

Изменение функции мотивации обучаемого происходит по следующей схеме: скачкообразные и пропорциональные механизмы стимулирования сочетаются в графике (рис. 2.2):

$$x = \sum_{i=1}^n x_i * z_i \quad (2.14)$$

где:  $x_i$  – качество изучения  $i$ -ого модуля;

$i$  – номер модуля;

$z_i$  – коэффициент значимости модуля;

$n$  – количество модулей.

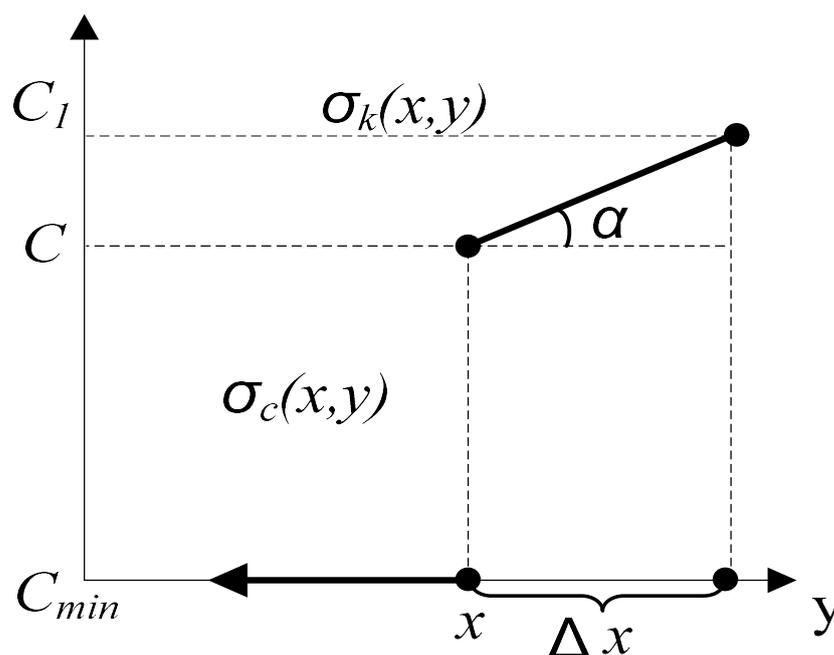


Рис. 2.2. Стимулирование обучаемого в КОС

Оценить уровень выполнения отдельных элементов программы обучения (теории, тестов, контрольных работ, семинаров) необходимо в связи с тем, что обучающиеся будут использовать индивидуальный учебный план по-разному [14]. Для этого введем коэффициент, который характеризует выполнение  $i$ -ого элемента программы.

$$k_{vi} = \frac{y_{ni}}{y_{ni\text{КОС}}} \quad (2.15)$$

где:  $y_{ni}$  – выполнение плана  $i$  обучаемым;

$y_{ni\text{КОС}}$  – 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.

## **2.2. Экспертная 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 опыта работы.

Формирование экспертных групп для определения личного рейтинга кандидата производится из сотрудников корпоративного университета и менеджмента основных структур компании – интересантов результатов образовательной деятельности. Отбор минимально необходимого количества и качества экспертов проводится по стандартным процедурам [2] и не является научной задачей. Поэтому будем исходить из того, что необходимое число экспертов предварительно заранее определено каким-либо способом, группа сформирована и может формулировать правила, требуемые для принятия окончательного решения при отборе кандидата на вакантную должность преподавателя корпоративного университета из числа сотрудников других вузов.

Как правило, в такой ситуации эксперты нужны для решения множества проблем (с целью оценки разных кандидатов) с меньшим количеством экспертов. Все вопросы должны быть рассмотрены отдельно экспертами в составе группы, которая работает совместно с другими участниками. У каждого из них есть несколько вопросов, которые требуют решения, поэтому мы можем их рассматривать параллельно, для того чтобы сэкономить время, следует разделить группу экспертов на несколько групп.

Для того чтобы определить компетентность каждого кандидата, будем использовать весовой показатель  $n_j$ . Например, можно использовать значение строки опорного вектора  $V$  в тестовой выборке. Для правильного решения, необходимо провести анализ всех ответов на все вопросы и резюме кандидата.

В таком случае, задача предварительной обработки информации о кандидатах будет заключаться в создании  $k$ -образных групп из кандидатов с определенным типом  $r_i$ , при этом, чтобы общий тип каждого члена группы был не меньше определенного заранее установленного порога  $\alpha$  [60,61].

Рассмотрим **алгоритм** предварительного отбора кандидатов на должности преподавателей корпоративного университета.

Пусть определено первоначальное число кандидатов  $K=1, \dots, k$ , каждому из которых задан весовой показатель его компетентности  $n_j$ , выраженный натуральным числом:

$$\sum_{j=1}^k n_j = N.$$

Необходимо вычислить бинарный набор векторов:  $X^1, \dots, X^m$ , среди которых можно найти те, что соответствуют нужному классу разбиения множеств  $K$ .

Тогда элемент вектора  $\bar{X}^i$  задается следующим выражением:

$$x_j^i = \begin{cases} 1, & \text{если } j \text{ - ый кандидат включен в } i \text{ - ую группу} \\ -1, & \text{если кандидат в данную группу не входит} \end{cases} \quad (2.16)$$

Зададим необходимые условия на векторе  $x_j^i$ , для определение точки отсечения при проведении разбиения:

$$A. \quad \sum_{i=1}^m x_j^i = 1 \quad \text{для} \quad \forall j = 1 \div k \quad - \text{ для перебора кандидатов.}$$

$$B. \quad \sum_{j=1}^k x_j^i = 1 \quad \text{для} \quad \forall i = 1 \div m \quad - \text{ для перебора групп предварительной}$$

классификации.

Тогда будем считать, что сумма весовых значений объектов (кандидатов) в

любой предварительной группе классификации не должна быть ниже заданного предварительно установленного порога  $\alpha$ :

$$C. \sum_{j=1}^k n_j x_j^i \geq \alpha \quad \text{для} \quad \forall i = 1 \div m; \quad 1 \leq \alpha \leq \left[ \sum_{j=1}^k n_j / m \right]$$

Эта задача является комбинаторной, в ней присутствуют особые условия и ограничения. Использование методов, которые направлены на подбор определенных вариантов решения, является одним из способов решения задач подобного типа. Следуя предложенному алгоритму, необходимо произвести направленный подбор вариантов на дереве вариантов. Каждая ветка на дереве решений с  $m$  уровнями иерархии, соответствует множеству всех возможных классов разбиений, имеющих одинаковую сумму весов элементов в каждом классе. Одной вершине дерева соответствует некоторое множество классов, а сумма весовых значений объектов (кандидатов) в любой предварительной группе классификации не должна быть ниже заданного предварительно установленного порога  $\alpha$ .

Мы сделаем так, чтобы каждый элемент соответствовал предварительному классу вектора [2]:

$$\bar{l} = (l_1, \dots, l_m),$$

где:  $l_s = \sum_{j=1}^k n_j x_j^s$  и  $l_s$  проранжированы по степени возрастания.

Многие векторы  $\{l\}$  упорядочены с помощью лексикография. Следуя этому порядку, можно обнаружить квазипорядок в любом из множества разбиений. Согласно установленному лексикографическому порядку, мы будем рассматривать варианты разбиений (рис. 2.3).

**Шаг 1.** Выбираем из множества всех  $k$  - бинарных векторов  $X'$ , в которых каждый компонент имеет свой собственный вес, и у которых общая сумма их компонентов является наиболее приближенной к  $\alpha$  такой вектор  $X'$ , чтобы его количество единичных компонентов было минимальным.

**Шаг 2.** Переходим в вершину дерева  $s$  уровня  $r$ , т.е. получили набор векторов  $X_0^1, \dots, X_0^2$ , соответствующих требованиям:

$$A'(\bar{X}_0^i, \bar{X}_0^j) = 0 \quad \text{для} \quad \forall i, j = 1 \div r$$

В этом случае можно перейти к уровню дерева  $(r+1)$ -с поиском такой вершины, которая соответствует минимально возможному на нем лексикографическому значению  $l_{r+1}$ .

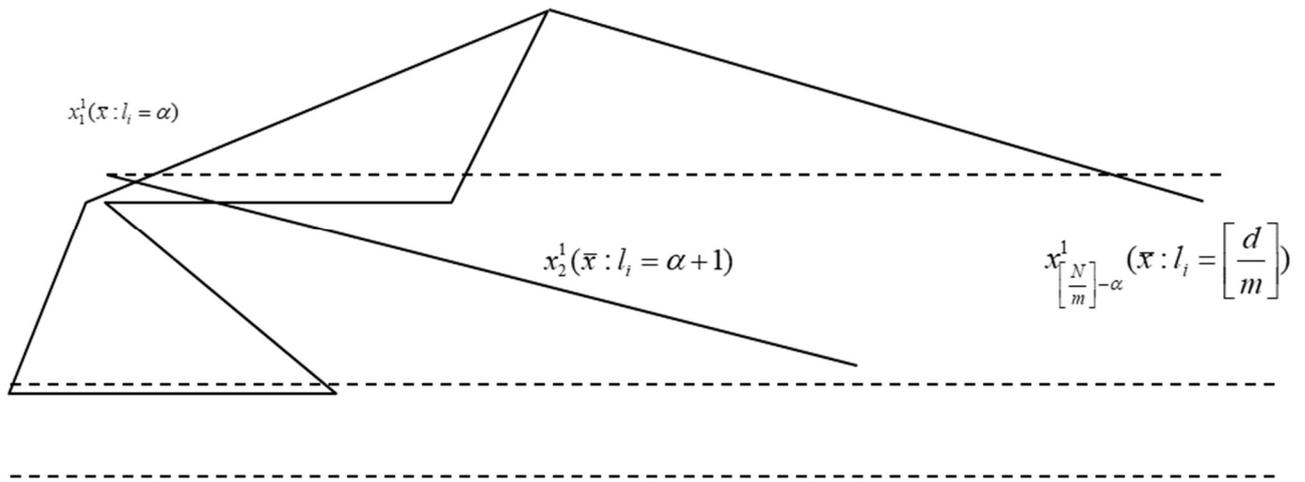


Рис. 2.3. Дерево предварительной классификации

**Шаг 3.** Выберем такой вектор  $X_0^{r+1}$  из найденного множества который соответствует требованиям условия  $A$  ( $i, j = 1 \div (r+1)$ ), а количество его отдельных компонентов должно быть минимальным.

**Шаг 4.** Если на рассматриваемом  $(r+1)$ -м уровне отсутствует такой вектор, то возвращаемся к предыдущей вершине  $s$  уровня  $r$ , в таком случае проводим замену исходного множества  $X_c^r$  на нормированное  $X_c^r \setminus \bar{X}_0^r$ . Переход к следующей вершине уровня  $r$  возможен если такое нормированное множество непустое.

**Шаг 5.** Алгоритм прерывается в том случае, если он нашел набор  $\bar{X}^1, \dots, \bar{X}^m$  векторов, которые удовлетворяют требованиям  $A$  и  $B$ , либо при условии, что на первом уровне дерева нет непустых множеств.

Рассмотрим пример. Отбор новых преподавателей является одной из наиболее важных бизнес-операций в корпоративном университете. Из этого следует, что в отсутствие новых профессоров и преподавателей не будут проводиться новые бизнес-операции в университетах и, следовательно, упадет качество обучения.

В настоящее время корпоративные университеты разрабатывают новые способы поиска и трудоустройства преподавателей. Наиболее распространенным является мнение о том, что корпоративные университеты нанимают новых профессоров, так как они должны нести ответственность за обеспечение равенства в образовании и гарантировать качество образования для всех категорий обучаемых. Одной из целей вербовки является увеличение аргументации в пользу повышения количества обучаемых успешно освоивших изучаемые курсы.

На основе результатов предварительной классификации проведено несколько исследований с использованием различных процедур для выбора метода окончательного отбора преподавателей по важным для этой процедуры факторам [2]. Модели вероятностной классификации позволяют определить степень неопределенности, связанной с прогнозом [2]. Хорошо известными методами классификации являются K-Nearest Neighborhood (KNN) [2], Logistic Regression [2], Support Vector Classifier (SVC) [2], Gaussian Naive Bayes [2], Decision Tree [2], Random Forest [2], Gradient Boosting [2], and Linear Discriminant Analysis (LDA) [2], Ensemble Voting Classifier [2]. В результате получен способ классификации, основанный на генетических алгоритмах, позволяющий отбирать наиболее подходящих по параметрам качества преподавателей на вакантные должности в корпоративные университеты.

Для проведения экспериментов использован датасет **Job\_Placement\_Data.csv** [78] (табл. 2.3).

Используемый набор данных представляет собой данные о занятости преподавателями 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).

Таблица 2.3 – 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	specialization	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
M	65	Central	68	Central	Arts	64	Comm&Mgmt	No	75	Mkt&Fin	57.8
M	56	Central	52	Central	Science	52	Sci&Tech	No	66	Mkt&HR	59.43
M	85.8	Central	73.6	Central	Commerce	73.3	Comm&Mgmt	No	96.8	Mkt&Fin	55.5
M	55	Others	49.8	Others	Science	67.25	Sci&Tech	Yes	55	Mkt&Fin	51.58
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
M	58	Central	61	Central	Commerce	60	Comm&Mgmt	Yes	62	Mkt&HR	60.85
M	69.6	Central	68.4	Central	Commerce	78.3	Comm&Mgmt	Yes	60	Mkt&Fin	63.7
F	47	Central	55	Others	Science	65	Comm&Mgmt	No	62	Mkt&HR	65.04
F	77	Central	87	Central	Commerce	59	Comm&Mgmt	No	68	Mkt&Fin	68.63
M	62	Central	47	Central	Commerce	50	Comm&Mgmt	No	76	Mkt&HR	54.96

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 степени, 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 и обнаружено 67 пустых строк в атрибуте зарплата. Все столбцы зарплаты были пустыми, если в статусе стояло «Не размещено», поэтому этот атрибут был удален из набора данных.

После этого были удалены неиспользуемые столбцы, а именно: `пол`, `ssc_b`, `hsc_b` и зарплата. Столбец «Пол» был удален, поскольку в анализе гендер не использовался. Столбцы `ssc_b` и `hsc_b` удалены, поскольку данные для обоих столбцов получены из столбцов `ssc_p` и `hsc_p`. При этом столбец зарплаты удален, поскольку он не используется в анализе в данной статье.

Следующий этап – кластерный анализ с использованием нескольких методов, рассмотренных ниже.

Logistic regression (Логистическая регрессия) аналогична линейной регрессии, если используется с биномиальной переменной отклика. По сравнению с результатом отношения Mantel Haenzel Odds Ratio (OR) неоспоримым фактом является то, что можно использовать непрерывную интерпретацию, и легче иметь дело с более чем двумя объясняющими переменными одновременно [2]. Но хотя эта последняя особенность может показаться незначительной, она важна, когда исследователей интересует влияние различных объясняющих переменных на переменную отклика. Когда несколько независимых переменных обрабатываются независимо, дисперсия между переменными игнорируется, и возникают не поддерживающие результаты.

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

$$\log\left(\frac{\pi}{1-\pi}\right) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_m X_m \quad (2.17)$$

где:  $\pi$  - обозначает вероятность события,  
 $\beta_i$  — коэффициенты регрессии, относящиеся к эталонному кластеру,  
 $x_i$  – объясняющее переменное.

Теперь должна быть представлена важная концепция. Эталонный кластер, обозначенный  $\beta_0$ , состоит из лиц, представляющих референтный уровень каждой переменной  $x_{1...m}$ . После этого можно изучить способ установки эталонного уровня [2].

Vector Classifier (SVM) (Классификатор опорных векторов). 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, SVM также можно назвать классификатором максимальной маржи. SVM может отображать или подразделять входные векторы в пространстве более высокого измерения, где определена разделительная гиперплоскость. Разделяющая гиперплоскость полезна для максимизации или увеличения расстояния между двумя параллельными гиперплоскостями. Таким образом, можно сделать вывод, что чем больше поле гиперплоскости, тем меньше вероятность ошибочной классификации.

$$\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), (x_3, y_3), (x_4, y_4), \dots, (x_n, y_n)\} \quad (2.18)$$

В этом уравнении  $y_n=1/1$  — это константа, представляющая положение точки  $X_n$  в  $n$  со значением  $n$ , которое является количеством выборок. Каждый  $X_n$  представляет собой вектор действительных значений размерности  $p$ . Настройка масштаба становится очень важной, потому что она должна поддерживать атрибут или переменную с большим значением дисперсии. Чтобы этот процесс можно было реализовать, разделим гиперплоскость, для чего требуется:

$$w \cdot x + b = 0$$

где:  $b$  — скалярное значение,  
 $w$  — вектор размерности  $p$ .

Если параметр  $b$  отсутствует, то гиперплоскость выйдет за границы, так что результирующее решение будет ограниченным [2].

**K-Nearest Neighbor (KNN) (*K-ближайшие соседи*)**. Алгоритм K-Nearest Neighbor (KNN) — это алгоритм, который использует все элементы данных для сравнения близости между точками сбора данных обучения и тестирования.  $K$  является фокусом набора данных элементов для обучения. Вес расчета расстояния умножается на частоту для расчета среднего веса. Средний вес представляет собой значение, указывающее местоположение набора данных, относящегося к точке фокусировки. Данные обучения представлены многомерным пространством. Это пространство разделено на несколько разделов на основе классификации обучающих данных. Существует несколько способов измерения расстояния между набором данных для обучения и тестирования, например, Евклидово расстояние.

$$d(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}$$

Переменное взвешивание реализуется путем нормализации значения наибольшего собственного вектора в матрице отношений. Эта деятельность проводится перед сравнением значений шкалы, влияющих на значимость переменных [2].

*Gaussian Naive Bayes Method (Гауссовский наивный байесовский метод)*. Метод классификации с использованием вероятностных и статистических методов, предложенный британским ученым Thomas Bayes, называется теоремой Bayes, поскольку он предсказывает будущие возможности на основе опыта. Пространство с наибольшей вероятностью принадлежности считается классом сфокусированных точек данных. Процесс классификации осуществляется путем определения категорий в новых обучающих данных.

Этот классификатор является вероятностным классификатором, показанным в уравнении:

$$p(A/B) = \frac{p(B/A)p(B)}{p(B)}$$

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 описать в виде:

$$(y|x_1, \dots, x_n) \propto P(y) \prod_{i=1}^n P(x_i|y) \quad (2.19)$$

Точки данных классифицируются по пространствам, значение которых является максимальным. Если в пространстве много переменных с непрерывными значениями, то используется уравнение *Gaussian Naive Bayes*, которое берется из распределения *Gaussian*.

Поскольку в нем используется распределение *Gaussian*, уравнение корректируется до:

$$\rho(x_i / y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{(x_i - \mu_y)^2}{2\sigma_y^2}\right)$$

*Decision Tree* (Древо решений). Алгоритм *Decision Tree* выполняет интеллектуальный анализ данных с помощью модели прогнозирования с использованием дерева, или иерархической структуры. Концепция *Decision Tree* преобразует данные в иерархию и правила принятия *Decision Tree* решений представлено в виде древовидной структуры, которая имеет листья, корни и ветви, подобные дереву. Каждый узел имеет ровно одно ребро. Если есть узел с выходным краем, он называется тестовым узлом. В *Decision Tree* каждый тестовый узел разветвляется на два или более пространства в соответствии со значением входного атрибута. В некоторых случаях это состояние относится к диапазону [2].

Каждый лист нацелен на значение в каждом выбранном классе. Альтернативно лист может хранить вектор вероятности, который представляет вероятность того, что целевой атрибут имеет заданное значение. Маркировка каждого узла присваивается тестовому атрибуту и несет соответствующее значение. Древо решений можно интерпретировать как набор гиперплоскостей, где каждая ветвь идет к одной из осей. Обычно сложность дерева можно измерить по общему количеству узлов, количеству листьев, глубине дерева и количеству используемых атрибутов.

*Random Forest (Случайный лес)*. Random Forest может быть предиктором, который включает в себя набор  $M$  рандомизированных деревьев регрессии. Цель этого сегмента — дать краткое, но математически уникальное представление алгоритмического приложения для построения Random Forest. Самая последняя схема — это статистическая регрессионная оценка, на протяжении которой определяется входной случайный вектор степени ассоциирования  $X \in X \subset R_p$  и цель которой состоит в том, чтобы ожидать квадратную интегрируемую случайную реакцию  $Y \in R$ .

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  $m$ . [2].

Для  $j$ -ого дерева внутри семейства ожидаемая стоимость запроса по причине  $x$  обозначается через средние значения  $m_n(x; \theta_j, D_n)$ , где в  $\theta_1, \dots, \theta_M$  — внештатные случайные величины, выделенные последовательно как широко распространенная переменная угроза, где переменная угроза – внештатный сотрудник  $D_n$ .

Далее переменная  $\theta$  нанимается для повторной выборки обучающего набора перед созданием отдельных деревьев и для выбора серийных рекомендаций по разбиению более уникальных определений.

С математической точки зрения оценка  $j$ -ого дерева принимает уравнение:

$$m_n(x; \theta_j, D_n) = \sum_{i \in D_n(\theta_j)} \frac{1_{x_i \in A_n(x; \theta_j, D_n)} \gamma_i}{N_n(x; \theta_j, D_n)} \quad (2.20)$$

в котором  $D_n^*(\theta_j)$  — это множество информационных факторов, выбранных до построения дерева,  $A_n(x; \theta_j, D_n)$  — это ячейка, содержащая  $x$ , а  $N_n(x; \theta_j, D_n)$  — это множество (заранее выбранных) факторов, составляющих  $A_n(x; \theta_j, D_n)$ . На этом

этапе можно утверждать, что деревья смешиваются для получения (конечной) оценки леса:

$$m_{M,n}(x, \theta_1, \dots, \theta_M, D_n) = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M m_n(x, \theta_j, D_n). \quad (2.21)$$

В пакете Random Forest значение по умолчанию  $M$  (разнообразие деревьев в лесу) равно  $n_{tree} = 500$  (5 сотен). Поскольку  $M$  также выбран без разбора массивным (ограниченным полностью с помощью доступных вычислительных ресурсов), было бы разумно, исходя из мотива моделирования чтения, позволить  $M$  иметь тенденцию к бесконечности и рассматривать его как альтернативу (бесконечной) оценке леса:

$$m_{\infty,n}(x; D_n) = E_{\theta}[m_n(x; \theta, D_n)].$$

В этом определении  $E_{\theta}$  указывает ожидаемое значение, связанное со случайным параметром  $\Theta$ , в соответствии с  $D_n$ . На самом деле, операция « $M \rightarrow \infty$ » доказываемая законом больших чисел, который утверждает, что он почти наверняка информативен в отношении этого предельного вычисления. В дальнейшем для упрощения обозначений исследователи могут писать  $m_{\infty,n}(x)$  вместо  $m_n(x; D_n)$ :

$$\lim_{M \rightarrow \infty} m_{M,n}(x; \theta_1, \dots, \theta_M, D_n) = m_{\infty,n}(x; D_n)$$

Случайность элементов явно не рассматривается, но неявно используется для введения другой случайности, и каждое дерево корректируется, чтобы соответствовать независимой, вводной, помеченной выборке исходной информации. Организации, участвующие в бутстрап-выборке, предоставляют частичный  $\theta_j$ . Затем, когда узлы разорваны, каждый отдельный узел найдет простейшую долю выбранного набора из  $m$  предикторов вместо всех  $p$  предикторов. Организация выборки предикторов дает остаток  $\theta_j$  [2].

В качестве первого шага целесообразно расширить их до тех пор, пока конечные узлы не станут чистыми (классификация) или не уменьшится диапазон точек знаний бусины для каждого конечного узла (регрессия). Самые последние советы доминируют в максимальном диапазоне терминальных узлов. Следующие деревья объединяются путем выбора невзвешенного, если ответ является

категоричным (классификация), или среднего невзвешенного, если ответ является непрерывным (регрессия).

*Gradient boost (Повышение градиента)*. Каждая убыточная сделка назначается случайным образом, после чего следуют основные необходимые шаблоны обучения. При желании, используя конкретную производительность потерь  $(y, f)$  и / или пользовательскую поисковую систему  $h(x)$ , ответ на оценки параметров может быть правильным. Чтобы опираться на это, рассчитываем определить совершенно новую характеристику  $h(x; t)$  как важнейшую параллель с отрицательным градиентом  $\{g_t(x_i)\}_{i=1}^N$  по установленным данным:

$$g_t(x) = E_y \left[ \frac{\partial \Psi(y, f(x))}{\partial f(x)} \middle| x \right]_{f(x)=f^{t-1}(x)} \quad (2.22)$$

Вместо того, чтобы искать окончательный ответ для приращения надбавки в пространстве производительности, можно просто выбрать новое приращение производительности, которое будет в первую очередь коррелировать с  $-g_t(x)$ . Это позволяет заменить, вероятно, очень трудоемкую оптимизационную задачу классической задачей уменьшения методом наименьших квадратов:

$$(\rho_t, \theta_t) = \arg \min_{\rho, \theta} \sum_{i=1}^N [-g_t(x_i) + \rho h(x_i; \theta)]^2 \quad (2.23)$$

Точный вид производной формулы со всеми соответствующими формулами может сильно зависеть от выбора внешнего вида  $(y, f)$  и  $h(x, \theta)$ . Некоторые распространенные образцы этих алгоритмов можно найти у Milton Friedman (2001) [2].

*Linear Discriminant Analysis (Линейный дискриминантный анализ)*. Цель метода LDA состоит в том, чтобы спроецировать исходную матрицу знаний в низкоразмерное пространство. Для этого нужно сделать три шага. Первый шаг — вычислить разницу между совершенно разными классами (т. е. расстояние между автомобилями разных классов). Это называется межклассовым распределением, или межклассовой матрицей. Второй шаг заключается в вычислении среднего значения для каждой категории и отклонении между образцами, называемом дисперсией стекла или матрицей стекла. Третий шаг — построить низкоразмерное

пространство, чтобы максимизировать дисперсию между классами и минимизировать дисперсию между классами.

Определение оптимальных параметров (гиперпараметров) для каждой модели важно для менее предвзятой оценки прогнозирующей силы модели. Случайный поиск имеет желаемые свойства в более высоких измерениях, чем поиск по сетке, и не имеет недостатков [2]. Проведенное сравнение позволяет оптимизировать результаты с использованием настройки гиперпараметров для повышения их точности. Наилучшие параметры выбираются из результатов случайных экспериментов, или так называемых случайных алгоритмов поиска. После того, как лучший параметр найден, к нему можно применить гиперпараметр, чтобы получить результат с наибольшей точностью в эксперименте. Чем больше итераций экспериментов с алгоритмом случайного поиска выполняется для получения наилучших параметров, тем больше шансов получить более точные результаты.

Наборы данных, которые были взяты для этого эксперимента, предназначены для набора новых научных кадров - академические факторы и факторы занятости, влияющие на занятость в университетах [2]. Алгоритмы контрольной 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 сравнения различных алгоритмов классификации используется k-кратная перекрестная проверка. Для каждого алгоритма применяется 5-кратная перекрестная проверка.

В табл. 2.4 показано сравнение результатов точности всех алгоритмов классификации, разработанных для наборов данных, использованных в нашем исследовании.

Можно заметить, что среди всех применяемых алгоритмов классификации классификация линейного дискриминантного анализа сравнительно более точна во

всех других сценариях алгоритмов классификации. Кроме того, в этом эксперименте с использованием настройки гиперпараметров исследователи пытаются точно настроить алгоритм линейного дискриминантного анализа для повышения производительности с помощью поиска по сетке.

Таблица 2.4 - Результаты эксперимента

	<i>Средняя точность для 5 раз</i>	<i>Средний балл F1 для 5 раз</i>	<i>Среднее (G-Mean) для 5 раз</i>	<i>Средняя ROC AUC Оценка за 5 раз</i>
<i>Logistic Regression</i>	0.852083	0.881472	0.833323	<b>0.940221</b>
<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><u>LDA</u></i>	<b>0.876136</b>	<b>0.904648</b>	<b>0.868460</b>	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 [2].

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.*

### **2.3. Выводы**

1. Разработана 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.

2. 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.

## **ГЛАВА 3. АЛГОРИТМИЗАЦИЯ ПРОЦЕССА ФУНКЦИОНИРОВАНИЯ КОРПОРАТИВНОЙ ОРГАНИЗАЦИОННОЙ СИСТЕМЫ ПОДГОТОВКИ ОБУЧАЕМЫХ**

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

Для оценки способностей обучаемых, многие корпоративные университеты используют систему результатов качества образования, которая основана на использовании современных цифровых решений. Однако существующие методы идентификации не дают возможности провести качественную оценку полученных результатов. В связи с быстрым ростом числа обучаемых и их преподавателей, в последние годы появилось значительное число оценочных и диагностических средств для проведения качественного анализа достижений обучаемых. Так, в целях замены обычного метода одиночного обнаружения, необходимо использовать комплексный метод многоакурсного обнаружения. Сейчас, в связи с возросшими потребностями системы определения качества образования, она должна применять современные информационные технологии для того чтобы получить эффективную оценку достижений учащихся и, таким образом, выявить соответствие между достижениями и способностями обучаемых.

То есть очень важно всесторонне и объективно оценивать качество образования на основе передового метода обнаружения. Важным средством определения качества образования является классификация достижений учащихся. Его основная цель - построить правильную модель классификации для анализа эффективной информации, скрытой в достижениях учащихся. На данный момент существует множество методов классификации, таких как моментные инварианты [1], случайный лес [1], метод опорных векторов [1], анализ главных компонент [1], Марковские случайные поля [1], оптимизация, роя частиц [1], дискретное вейвлет-преобразование [1] и др. Кроме того, в [1] предлагается новая структура сложного сетевого классификатора для решения проблемы классификации сетей,

которая показывает, что предложенный метод хорошо работает в крупномасштабных сетях. В [1] он использует метод предметно-сопоставительного обучения для классификации текста с низкими ресурсами и может получить хорошие результаты. В [1] представлен метод обнаружения и классификации десяти коротких замыканий в распределительных сетях, что доказывает эффективность предложенного метода. Предложен алгоритм распознавания изображений SAR путем объединения сверточной нейронной сети и алгоритма экстремальной обучающей машины, а точность распознавания изображений составляет 100%.

Экспертная модель PNN используется для классификации достижений учащихся. Экспериментальные результаты показывают, что предложенный метод может повысить эффективность классификации, чтобы улучшить качество обучения и способствовать реформе обучения.

В технологии нейронной сети модель PNN использует экспоненциальную функцию для замены функции активации S-образной формы. 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.

PNN структура показана на рис. 3.1, а функции каждого слоя на рис. 3.2.

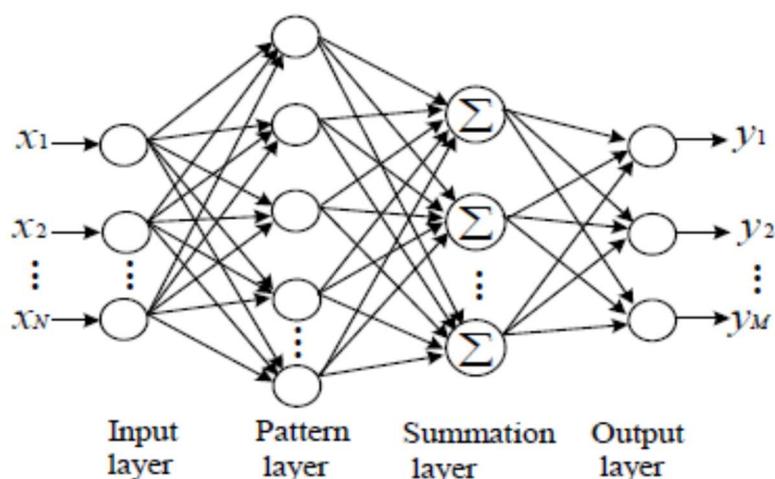


Рис. 3.1. Структура модели PNN



Рис. 3.2. Функции каждого слоя

К основным преимуществам модели PNN можно отнести следующие аспекты:

(1) Простая структура и высокая скорость обучения, которая подходит для обработки данных в реальном времени.

(2) Каждая обучающая выборка определяет нейрон скрытого слоя, и значение веса нейрона берется непосредственно из значения входной выборки.

(3) Он может реализовать нелинейную аппроксимацию произвольно, результат классификации нечувствителен к форме базисной функции.

(4) Каким бы сложным ни был процесс классификации, при наличии достаточного количества обучающих данных можно получить оптимальное решение по правилу байесовской классификации.

(5) Нет необходимости переобучать при добавлении новых образцов.

(6) Используйте алгоритм линейного обучения, чтобы выполнить задачу алгоритма нелинейного обучения. Кроме того, он также обладает такими достоинствами, как высокая точность классификации, хорошая расширяемость и хорошая отказоустойчивость и др. [1].

Обычно базовый алгоритм PNN показан на рис. 3.3.



Рис.3.3. Базовый алгоритм PNN

Конечно, следует отметить, что PNN делает три предположения для функции плотности вероятности [1].

- (1) Функция плотности вероятности каждой категории идентична.
- (2) Функция плотности вероятности удовлетворяет распределению Гаусса.
- (3) Вариационная матрица функции плотности вероятности распределения Гаусса является диагональной матрицей, и значения каждого диагонального элемента равны.

Модель PNN имеет хорошие характеристики, основанные на вышеупомянутых предположениях.

Конкретно **алгоритм PNN** можно описать следующим образом [1]:

**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:

$$g(z_j) = \exp[(z_j - 1) / \sigma^2] \quad (3.1)$$

В формуле (3.1)  $z_j$  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:

$$f_A(x) = \sum \exp\left(-\frac{\|x - x_{ij}\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3.2)$$

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  $i$ ,

$\sigma$  — коэффициент сглаживания, уникальное значение, которое можно регулировать (как правило,  $\sigma$  устанавливается между 0 и 1).

Условная вероятность атрибуции выборки выражается функцией плотности вероятности.

$$f_A(x) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} \sigma^n} \frac{1}{m} \sum \exp\left[-\frac{\|x - x_{ij}\|^2}{2\sigma^2}\right] \quad (3.3)$$

В уравнении (3.3),  $n$  размерность характеристических векторов пространства выборки,  $m$  представляет количество выборок, принадлежащих категории  $i$ .

**Шаг 4.** Как показано в уравнении (3.4), слой суммирования соединяет все виды единиц слоя образца и выборочно добавляет вероятность, принадлежащую к одной и той же категории в том же слое. В этом слое количество нейронов равно количеству выборок [1].

$$f_A = \sum_{i=1}^m g(z_i) \quad (3.4)$$

**Шаг 5.** Выходной слой представляет собой конкурентный нейронный решающий слой, где конкурентная функция выбирает максимальную вероятность, которая является конкурентным выходом другой функции плотности вероятности, и каждый нейрон соответствует одной категории соответственно. Количество нейронов в выходном слое равно количеству обучающих выборок. Обычно данные тестирования близки к данным выборки. В итоге в конкурирующем процессе побеждает только один нейрон. Выход нейрона с максимальной вероятностью равен 1, а категория соответствует положительному результату классификации выборки, а остальные нейроны - отрицательным результатам классификации выборки.

Модель PNN относится к контролируемому сетевому классификатору, обладает характеристиками быстрого обучения, хорошей отказоустойчивостью и способностью точной классификации [1].

Метод классификации, основанный на модели PNN, можно описать следующим образом:

Предположим, что есть две категории  $\theta_A$ ,  $\theta_B$ . Для каждой выборки  $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$  она принадлежит  $\theta_A$  или  $\theta_B$ . 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  $\theta_A$  и  $\theta_B$  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  $\theta_A$  и  $\theta_B$  соответственно.

PNN — это искусственная нейронная сеть, основанная на статистическом принципе. Он поглощает преимущества радиальной базисной функции и классического принципа оценки функции плотности вероятности. По сравнению с традиционной нейронной сетью с прямой связью она имеет более значительные преимущества в классификации.

Значительную роль в определении качества образования играет классификация достижений обучаемых. Для объективной, справедливой и разумной оценки качества образования очень важно точно и правильно оценивать учащихся в соответствии с их достижениями. Модель PNN имеет характеристики быстрой скорости классификации, высокой точности и стабильных результатов тестирования. Таким образом, модель PNN позволяет оценить основные факторы, влияющие на результаты обучения. Кроме того, она классифицирует достижения обучаемых на основе метода диверсифицированной оценки, чтобы обеспечить руководство для корректировки траектории обучения.

Классификация достижений обучаемых включает следующие несколько частей, которые представлены на рис. 3.4.

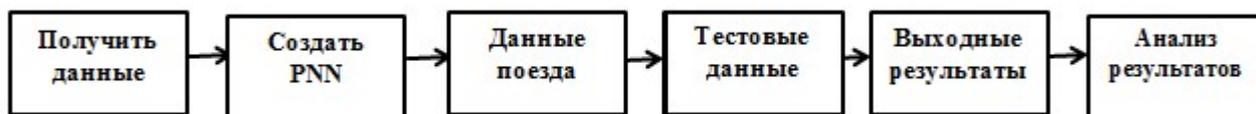


Рис. 3.4. Схема классификации на основе модели PNN

На рис. 3.4 достижения обучаемых в первую очередь оцениваются департаментом. Затем он создает сеть PNN на основе представленного выше метода. После этого происходит обучение сети и классифицируются достижения обучаемых. В этом процессе данные обучения и данные тестирования выбираются случайным образом для повышения точности результатов классификации. Наконец, формируются экспериментальные результаты и сравниваются с реальными результатами на основе метрик точности и эффективности соответственно.

С помощью мощной характеристики PNN можно получить удовлетворительные результаты классификации. 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 включает он-лайн взаимодействие (20%), просмотр видео материалов (15%), ответы на вопросы (10%), дискуссия (15%), тесты (15%), проведение самостоятельных оценок (15%), оформление отчетов (10%). На самом деле, работа с преподавателем может действительно и эффективно отражать результаты обучения обучаемых и оценивать их способность к дальнейшему обучению. Кроме того, поскольку диверсифицированный метод оценки может выявить всесторонние способности обучаемых, создается диверсифицированная модель руководства по классификации, основанная на достижениях обучаемых.

В табл. 3.1 показано распределение успеваемости обучаемых.

Таблица 3.1 - Достижения обучаемых

Номер выборки	Работа с преподавателем	Самостоятельная работа	Средний балл	Результирующий балл	Итого
1	95	85	85	72	77
2	85	85	83	73	76
3	90	80	83	73	76
4	60	60	80	67	67
5	100	90	85	75	80
6	94	95	79	65	72
7	80	70	70	38	49
8	95	85	75	66	72
9	100	96	96	87	90
10	95	79	82	66	72
11	95	75	81	56	64
12	60	60	68	69	67
13	95	85	87	68	74

Разделяет достижения обучаемых на пять категорий: отлично, хорошо, средне, удовлетворительно и неудовлетворительно. На самом деле, полезно изучить потенциальные способности обучаемых и получить оценочное значение для проведения корректировки образовательного процесса путем всесторонней оценки достижений обучаемых. Модель PNN содержит множество параметров, влияющих на производительность. Для оценки точности тестирования можно применить технологию спреда [1].

Влияние величины спреда на PNN показано на рис. 3.5.

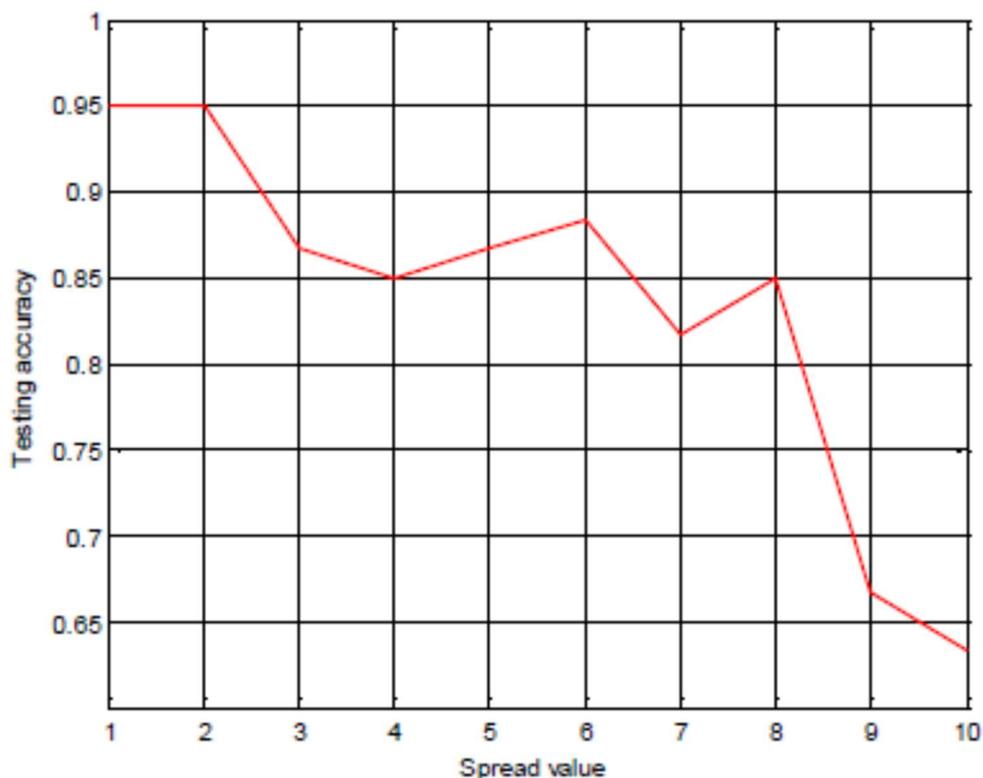


Рис. 3.5. Влияние величины спреда на PNN

На рис. 3.5 видно, что показатель точности тестирования имеет тенденцию к снижению с увеличением значения спреда. В частности, когда значение разброса установлено на 10, показатель точности тестирования составляет всего 63,33%, что не способствует правильной классификации достижений обучаемых. Поэтому важно выбрать разумное значение спреда [1].

Значение спреда установлено равным **1** на основе приведенного выше анализа.

Достижения обучаемых делятся на пять оценок, соответствующих 15 моделям PNN (табл. 3.2).

Различные модели будут давать разную точность тестирования. Чтобы продемонстрировать способность PNN классифицировать достижения обучаемых, модель общей регрессионной нейронной сети (GRNN) также используется для одновременной классификации достижений обучаемых, а диаграмма сравнения точности тестирования 15 моделей показана на рис. 3.6.

Таблица 3.2 - Соответствующая связь между моделью и входными переменными

Оценки	Модель	Работа с преподавателем	Самостоятельная работа	Средний балл	Результирующий балл	Итого
1		✓	✓	✓	✓	✓
2			✓	✓	✓	✓
3				✓	✓	✓
4					✓	✓
5						✓
6			•	•	•	•
7				•	•	•
8					•	•
9						•
10				○	○	○
11					○	○
12						○
13					■	■
14						■
15						❖

На рис. 3.7 можно получить более высокую точность тестирования с использованием модели GRNN, чем у модели PNN во время моделирования с 1 по модель 12.

Однако в модели 14 и модели 15 точность тестирования на основе модели PNN выше, чем у GRNN. модель.

Кроме того, он может достичь точности тестирования только 93,33% на основе модели GRNN, в то время как самая высокая точность тестирования может достигать 95% на основе модели PNN.

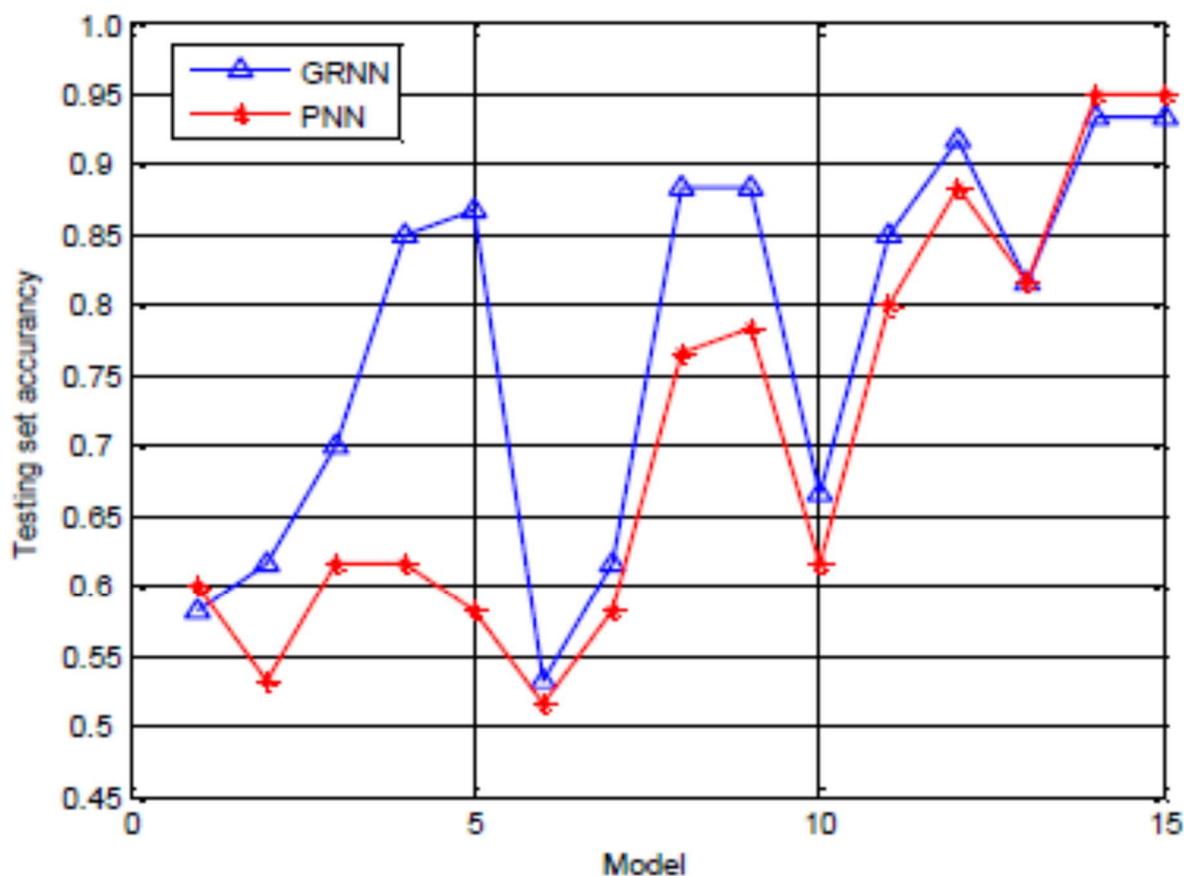


Рис. 3.6. Диаграмма сравнения точности тестирования на разных моделях

Кроме того, согласно приведенным выше результатам тестирования, мы можем сделать соответствующие предложения по учебной ситуации обучаемых.

Например, как показано в табл. 3.1 обучаемые 2 и 3 имеют одинаковые общие баллы, но их работа с преподавателем и самостоятельная работа разные.

Таким образом, мы можем выдвинуть конкретные предложения для двух обучаемых на основе полученных результатов.

Кроме того, мы можем выдвинуть предложения на основе проведенной классификации, позволяющие обучаемым провести корректировку самостоятельно своих программ на основе предложенной стратегии, в противном случае это будет сделано департаментом [1].

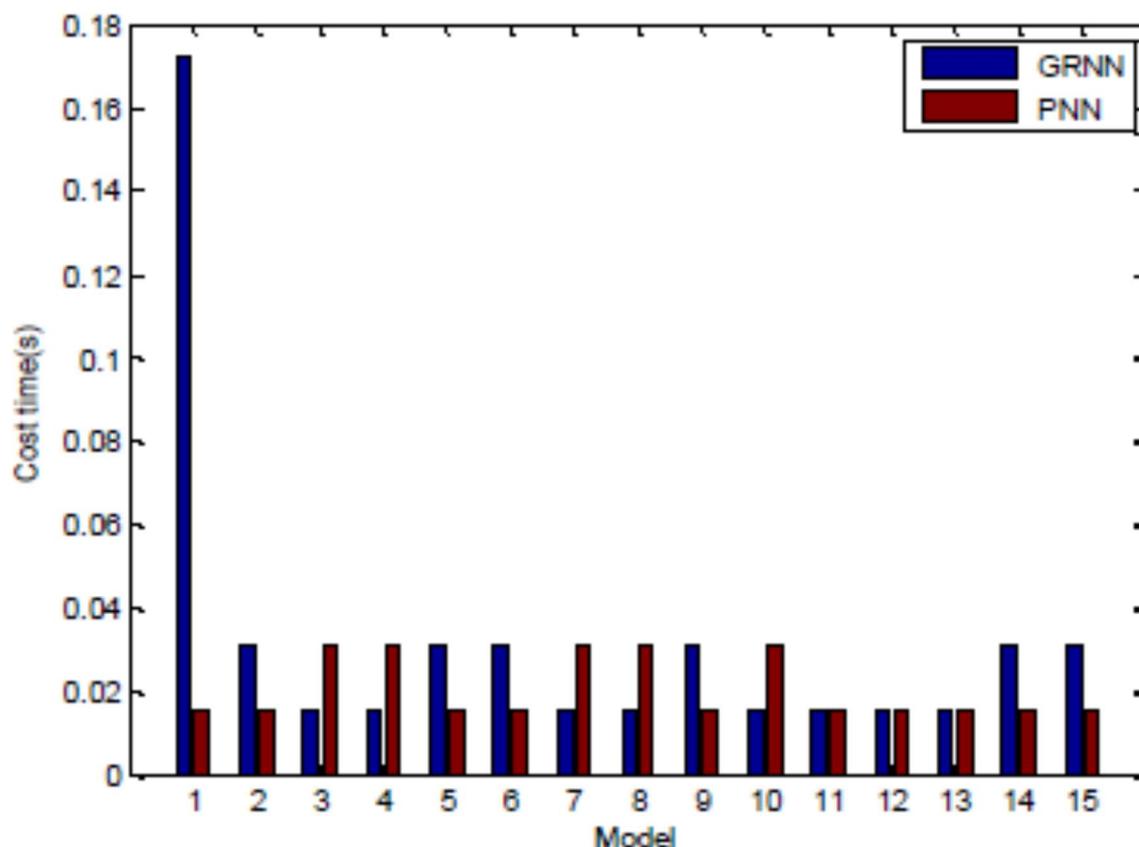


Рис. 3.7. Диаграмма сравнения стоимости и времени на основе моделей GRNN и PNN

Что касается системы обнаружения, эффективность является еще одним фактором, заслуживающим внимания. Классическое использование другой модели требует увеличения времени [1].

Как показано на рис. 3.7, на основе модели GRNN потребуется больше времени, чем на основе модели PNN. Самое большое время составляет 0,1716 с на основе модели GRNN, в то время как самое длинное время составляет 0,0312 с, а самое короткое время составляет всего 0,0156 с на основе модели PNN [1].

Очевидно, что 14-я и 15-я модели имеют значительные преимущества в эффективности классификации.

В соответствии с точностью и эффективностью классификации мы используем 15-ю модель GRNN и PNN для классификации достижений, учащихся соответственно. Результат классификации показан на рис. 3.8.

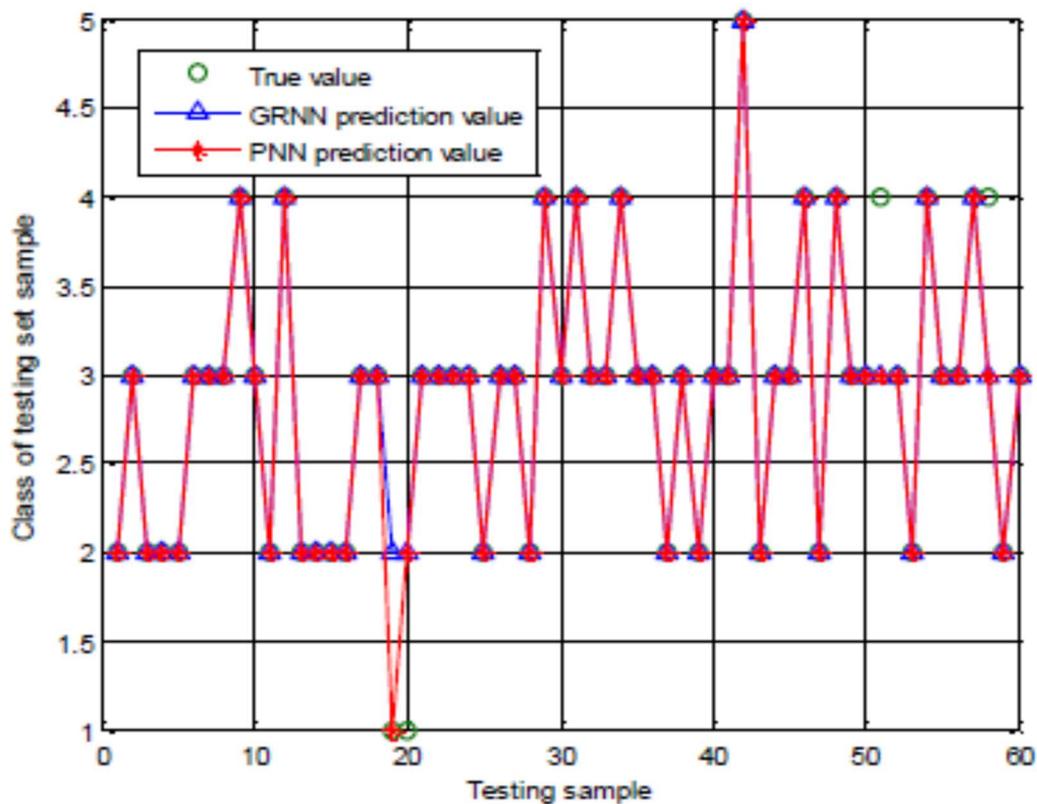


Рис. 3.8. Классификация выборки тестовой выборки на основе моделей GRNN и PNN

На рис. 3.8 представлены 3 категории ошибок во время 60 тестовых выборок на основе модели PNN, а 4 категории ошибок возникают в модели GRNN. Кроме того, мы классифицируем достижения обучаемых с использованием модели PNN, время затрат составляет всего 0,0156 с, а точность классификации составляет 95%, что доказывает эффективность разработанного метода оценки результатов качества образования, основанный на модели PNN.

Модель PNN включает в себя: входной слой, слой шаблона, слой суммирования и выходной слой. При этом используется наивный байесовский классификатор для построения модели системы [1].

В этом процессе в качестве функции активации используется нелинейная функция Гаусса [1].

Модель PNN обладает преимуществами быстрой скорости и высокой точности классификации, поэтому подходит для определения качества образования

путем классификации достижений обучаемых. Достижения и способности которых полностью учитываются моделью PNN для классификации их достижений. Экспериментальные результаты доказывают, что предложенный метод обладает высокой точностью и эффективностью [1].

*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.*

### **3.2. Алгоритм принятия управленческих решений в условиях обеспечения качества результатов подготовки обучаемых в корпоративных организационных системах**

Целями процесса управления качеством образования в корпоративных университетах [8] является:

- получение реальной картины образовательного процесса,
- повышение уровня работы с обучаемыми,
- получение непрерывной обратной связи от них об удовлетворенности процессом [8],
- повышение уровня компетентности обучаемых [8],
- формирование в них культуры непрерывного совершенствования своих профессиональных компетенций.

Таким образом, требуется получить синтез корпоративной культуры, инноваций в образовательном процессе, стратегий улучшения качества результатов обучения, обучаемых на основе достоверной и опережающей информации [8].

В корпоративных университетах уровень качества образования определяется путем оценки знаний уровня обучаемых, оценки компетентности преподавателей и оценки образовательного контента.

Тем не менее, некоторые вопросы остаются в процессе разработки:

- использования и оценки результатов оценки системы оценки качества обучения [8], таких как исследование теории оценки [8],
- использование метода оценки, обновление метода оценки и анализ данных оценки.

Измерение и знание качества образования является очень важным [8]. Показатели в системе оценки, как правило, включают в себя отношение к преподаванию [8], владение содержанием преподавания и базовые педагогические навыки [8] и показатели в системе оценивания [8] различий в степени влияния результатов оценивания следует присвоить разные веса.

Таким образом, рациональное распределение параметра веса является ключевым шагом к совершенствованию системы оценки.

Для этого целесообразно использовать инструмент генетических алгоритмов [8], позволяющих автоматизировать процесс и проводить случайную и упорядоченную смену информации и перестановку лиц [8].

В структуре цепи предыдущего поколения отбираются адаптированные части и вновь соединяются для создания нового поколения, которое является выживанием только идеальных моделей.

Кроме того, в структуру цепочки добавляются новые детали, которые заменяют оригинальные детали, известные название мутации.

Проводится три генетических операции: отбора, скрещивания и мутации. Он постоянно обновляется и получает новые идеальные модели, пока не получит требуемое (идеальное решение).

Процесс идеального генетического алгоритма показан на рис. 3.9.

Параллельно с другими моделями машинного обучения [8] используются:

- нейронная сеть с обратным распространением ошибки [8],
- треугольная модель из трех уровней, связанных с выходным, скрытым и входным слоями [8].



Рис. 3.9. Схематическая диаграмма генетического алгоритма

На рис. 3.10 показана основная структура трехслойной нейронной сети прямого распространения.

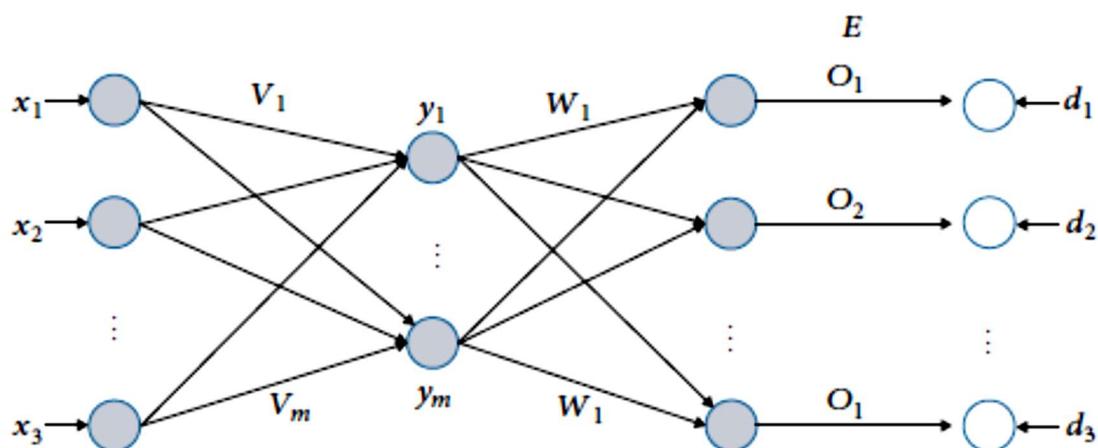


Рис. 3.10. Структура трехслойной нейронной сети прямого распространения

Когда начнет вводиться несколько разных входов в сеть, она начнет идентифицировать входы в соответствии с последовательностью, сначала скрытый слой, затем из входного слоя создается режим входа, создается входной слой и доставляется на выходной слой после обработки его из скрытого слоя, а последовательность выходных слоев — слой за слоем. Это явление называется прямым распространением. Выводы сравниваются с ожидаемыми значениями.

Если это не достигается, используется обратное распространение ошибки. Сигналы ошибки уменьшаются за счет изменения весовых коэффициентов соединения нейронов на каждом слое, и ошибка возвращается по исходному пути.

В рамках процесса «тренировки памяти» чередуются прямое и обратное распространение. Система снова повторяет шаги до тех пор, пока разница между выходными значениями и ожидаемыми значениями не станет логичной и разумной, затем система останавливается до тех пор, пока в сеть не будет введено новое значение и не будет рассчитано новое выходное значение для скрытого слоя [8]:

$$y_i = f(\text{net}_j), j = 1, 2, \dots, m \quad (3.5)$$

$$\text{net}_j = \sum_{i=0}^n v_{ij} x_i, j = 1, 2, \dots, m \quad (3.6)$$

где  $f(x)$  есть:

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (3.7)$$

$$f'(x) = f(x)[1 - f(x)] \quad (3.8)$$

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

$$E = \frac{1}{2}(d - 0)^2 = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^l (d_k - 0_k)^2. \quad (3.9)$$

Применим приведенное выше определение ошибки на скрытый слой, получим [40]:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^l [d_k - f(\text{net}_k)]^2 = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^l [d_k - f(\sum_{j=0}^m w_{jk} y_j)]^2 \quad (3.10)$$

Из приведенной выше формулы видно, что ошибка входа сети является функцией весов  $w_{jk}$  и  $y_j$  каждого слоя, поэтому корректировка весов может изменить ошибку  $E$ . Очевидно, что принцип корректировки веса заключается в непрерывном уменьшении ошибки, поэтому корректировка веса должна быть пропорциональна отрицательному градиенту ошибки, т.е.:

$$\Delta\omega_{jk} = -\eta \frac{\partial E}{\partial \omega_{jk}}, \quad (3.11)$$

$$\Delta v_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial v_{ij}}. \quad (3.12)$$

Знак минус в уравнении представляет собой градиентный спуск, а константа  $\eta \in (0,1)$  представляет собой пропорциональный коэффициент, отражающий скорость обучения во время обучения. Видно, что алгоритм backprop относится к классу правил обучения  $\delta$ .

Уравнение расчета вероятности адаптивной мутации  $P$  выглядит следующим образом [40]:

$$p = \frac{(p_1 + p_2)}{2} = \frac{((p_0(p_0 - p_{\min})) * m/M) + (p_0 * \max F(x_k) / \bar{F})}{2} \quad (3.13)$$

где:  $M$  - максимальная эволюционная алгебра,

$m$  - текущая эволюционная алгебра,

$P_1$  - обратно пропорциональна эволюционной алгебре,

$P_2$  - обратно пропорциональна среднему значению пригодности,

$P_0$  - предполагаемая начальная вероятность мутации,

$P_{\min}$  - минимальное значение мутации диапазон вероятностей,

$F$  - среднее значение пригодности текущей группы, которое является максимальным значением пригодности текущей группы.

Все непрерывные функции могут быть отображены с помощью нейронной сети прямого распространения с одним скрытым слоем. Два скрытых слоя требуются только для изучения разрывных функций. В результате многослойная нейронная сеть с прямой связью требует не более двух скрытых слоев. В общем [8],

начальным шагом в создании многослойной нейронной сети с прямой связью является создание скрытого слоя. Если скрытый слой имеет достаточно большое количество узлов и производительность сети не улучшается, стоимость обучения будет расти по мере роста количества скрытых слоев. В результате процесс обучения изначально ориентирован на использовании скрытого слоя. Поскольку входной слой получает данные извне, количество узлов определяется размером входного вектора задачи.

Передаточная функция, используемая входным слоем, обычно представляет собой линейную функцию, т.е.  $f(x) = x$ .

Метод проб и ошибок — один из методов определения количества узлов скрытого слоя. После того, как эта процедура нашла начальное значение, можно проводить эксперименты, увеличивая число от большего до меньшего и анализируя результаты, чтобы определить наилучшее число. Метод проб и ошибок позволяет определить начальное значение тремя способами, а расчетное уравнение выглядит следующим образом [8]:

$$m = \sqrt{n+1} + \alpha, \quad (3.14)$$

$$m = \log 2^n. \quad (3.15)$$

Цель генетического алгоритма состоит в том, чтобы найти веса сети и пороговые значения, которые минимизируют сумму квадратов ошибок сети за все эволюционные поколения, в то время как функция правдоподобия развивается в направлении увеличения своего значения, становясь обратной для каждой отдельной ошибки обучения.

Ниже приведены уравнения расчета ошибки обучения и фитнес-функции:

$$E = \frac{\sum_{k=1}^p \sum_{j=1}^l (y_j^k - o_j^k)^2}{2} \quad (3.16)$$

$$fitness = \frac{1}{E} \quad (3.17)$$

где:  $E$  — ошибка обучения,

$p$  — количество обучающих выборок, то есть 2000 наборов оценочных данных [5],

$l$  — количество выходных узлов 1,

$u_j^k$  и  $o_j^k$  — ошибка  $k$ -ой выборки относительно  $j$ -ого выходного узла.

Операция мутации — это процесс, при котором гены некоторых людей в популяции мутируют с определенной вероятностью. В модели используется операция адаптивной вероятностной мутации. Хотя в некоторой степени будут проявляться плохие индивидуальные формы, метод генетической операции мутации сохранит некоторые благоприятные мутации, увеличит разнообразие популяции генетического алгоритма и заставит его вовремя отбросить локальные оптимальные решения, искать глобальное оптимальное решение и избежать преждевременных явлений.

**Шаг 1.** Анализируя существующие проблемы в оценке качества обучения, мы можем улучшить их и создать более полную и более подходящую систему показателей. 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, минимальную точность ошибок, передаточную функцию, количество тренировок и другие параметры нейросетевого метода backprop. Путем ввода образцов в модель оценки непрерывно выполняется итеративное обучение до тех пор, пока алгоритм не остановится.

**Шаг 3.** Для оценки качества обучения введем тестовую выборку [5], 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.

Программная среда экспериментальной системы приведена в табл. 3.3 [8].

Таблица 3.3 - Параметры экспериментальной среды

Тип	Параметр
Операционные системы	Windows 10
Процессор	Intel Core I5
оперативная память	8.00 GB
Средства разработки	Rysahrm

При обновлении параметров  $lr$  означает, что скорость обучения составляет 0,0001 [5]. Эксперименты со всеми алгоритмами проводились на компьютере с одним графическим процессором NVIDIA GTX1080 (8 ГБ).

Оценка качества преподавания состоит из четырех частей: оценка руководителя, экспертная оценка, оценка коллег и оценка обучаемых.

Методы получения данных об оценке качества обучения следующие:

(1) Оценка лидерства. Возьмем случайные занятия и оценим преподавание и обучение [8].

(2) Экспертная оценка. Управление по академическим вопросам каждый департамент будут определять самостоятельно, оценивая курсы, соответственно, а группа экспертов будет проводить инспекционные проверки.

(3) Экспертная оценка. Организуем опытных преподавателей для оценки стажеров на открытых занятиях, оценки и обсуждения занятий, чтобы улучшить стратегии и методы обучения и улучшить их преподавательские способности.

(4) Оценка обучаемых. На каждом модуле обучаемые оценивают качество преподавания наставников. Оценка качества преподавания обычно проводится в середине модуля и перед контрольными точками. Наш набор данных состоит из двух данных по разным модулям и преподавателям, названных *Data1* и *Data2* соответственно [8].

Используется среднеквадратическая ошибка для оценки предложенного алгоритма, и его расчетное уравнение выглядит следующим образом:

$$MSE = \frac{1}{mp} \sum_{p=1}^p \sum_{j=1}^m (y_{pj} - \hat{y}_{pj})^2, \quad (3.18)$$

где:  $m$  — количество выходных узлов,

$p$  — количество обучающих выборок,

$\hat{y}_{pj}$  — ожидаемое выходное значение сети,

$y_{pj}$  — фактическое выходное значение сети.

По сравнению со стандартной ошибкой нейронной сети уменьшение ошибки вывода других выборок не приведет напрямую к увеличению времени итерации после модификации веса. Настройка кумулятивной ошибки заключается в уменьшении глобальной всего обучающего набора, а не ошибки конкретной небольшой выборки. Следовательно, среднеквадратическая ошибка является более разумной, чем кумулятивная ошибка.

Результаты обучения модели оценки качества обучения на основе предложенного метода и традиционного метода `backprop` сравниваются, и результаты представлены в табл. 3.4 и 3.5 [5].

Таблица 3.4 - Сравнение результатов эксперимента на *Data1*

Номер образца	Backprop предсказание	MSE	Реальное предсказание	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%
4	11.98	6.21%	12.01	5.36%
5	12.17	4.31%	13.01	3.33%
6	12.36	6.25%	11.98	4.11%

Таблица 3.5 - Сравнение результатов эксперимента на *Data2*

Номер образца	Backprop предсказание	MSE	Реальное предсказание	MSE
1	10.03	7.15%	11.24	5.11%
2	16.11	6.31%	15.99	5.08%
3	13.11	5.11%	13.89	3.93%
4	10.19	6.32%	11.88	4.99%
5	12.33	3.89%	11.09	4.11%
6	12.12	5.91%	11.23	3.99%

Сравнение с результатами прогнозирования традиционного алгоритма backprop для 6 групп выборок, ошибка между выходным значением обучающего эффекта, измеренного нашим методом, и реальным значением относительно невелика. Чтобы увидеть, обладает ли нейронная сеть backprop лучшей аппроксимирующей способностью и более точным прогнозирующим эффектом на основе улучшенного генетического алгоритма и нейронной сети для корпоративного университета в модели для оценки качества обучения на основе прогноза проведем расчет основных метрик качества и сравним их с кривыми потерь. На рис. 3.11 и 3.12 также показаны кривые сравнения MSE и ACC в процессе обучения, а на рис. 3.13 показана кривая потерь при обучении [8].

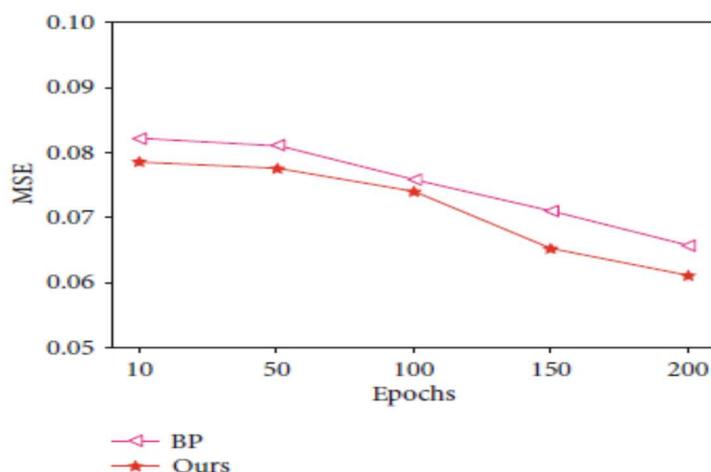


Рис. 3.11. Среднеквадратическая ошибка предлагаемого метода и backprop на *Data1*

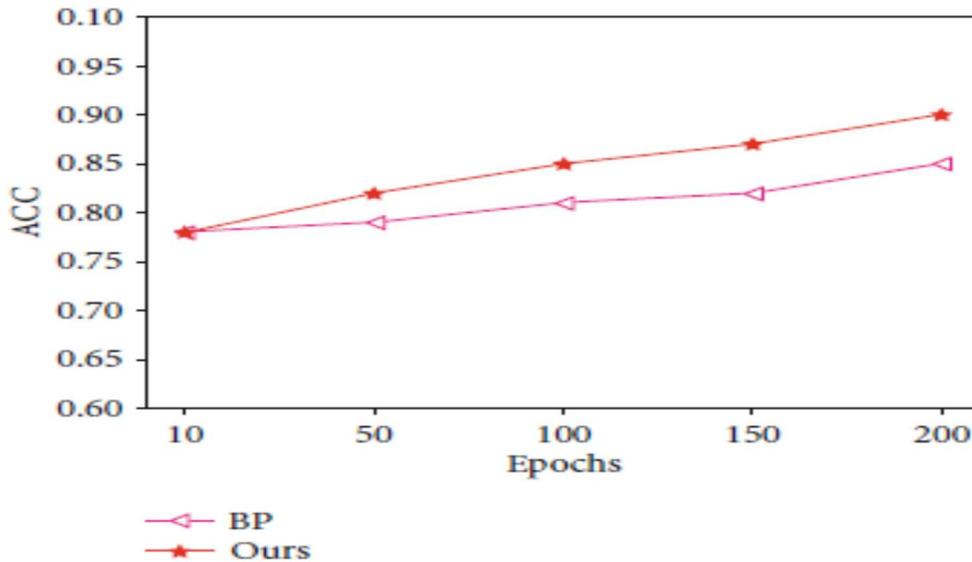


Рис. 3.12: Соответствие предлагаемого метода и backprop на *Data1*

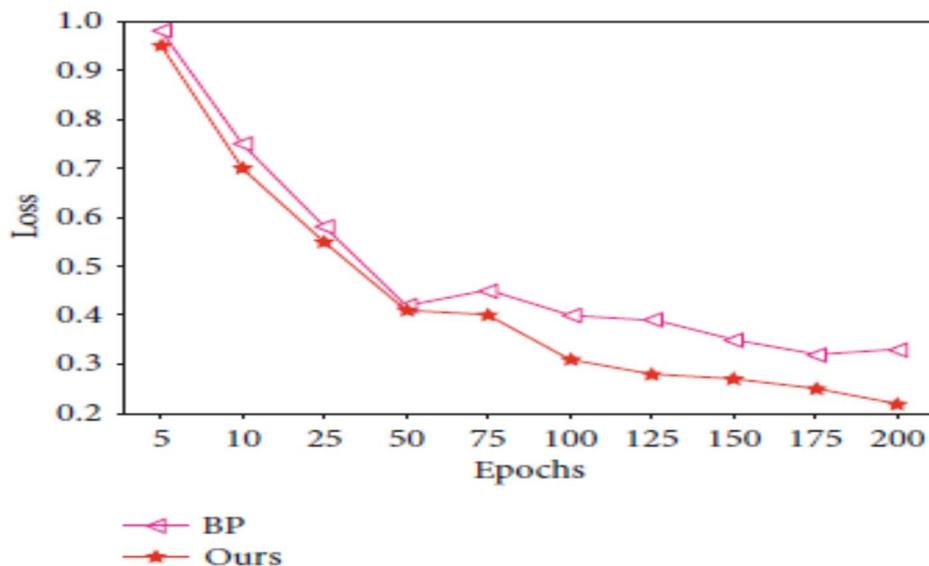


Рис. 3.13. Потери предлагаемого метода и backprop на *Data1*

Управление образовательным процессом в корпоративных университетах требует разработки и совершенствования системы комплексного и многокритериального измерения качества преподавания. С другой стороны, традиционные подходы к этой оценке оказались неэффективными из-за множества ограничений [8]. Основная идея состоит в том, чтобы использовать генетические алгоритмы адаптивной мутации для изменения начальных весов и порогов нейронной сети backprop. Поскольку начальный вес и пороговое значение

нейронной сети backprop очень важны, улучшенный генетический алгоритм используется для оптимизации начального веса и порогового значения нейронной сети backprop, чтобы сократить время, необходимое нейронной сети backprop, чтобы найти вес и пороговое значение, которое соответствует условию окончания 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 [8].

*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.*

### **3.3. Выводы**

Разработаны алгоритмы для корпоративной организационной образовательной системы принятия решений при подготовке слушателей по параметрам качества результатов.

1. 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.

2. Получен 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.

## ГЛАВА 4. ПРОГРАММНЫЙ КОМПЛЕКС УПРАВЛЕНИЯ КАЧЕСТВОМ ПОДГОТОВКИ ОБУЧАЕМЫХ В РАМКАХ КОРПОРАТИВНЫХ ОРГАНИЗАЦИОННЫХ СИСТЕМ

### 4.1. Структура программного комплекса

Модель нейросетевой системы ВР на основе генетического алгоритма. В нейронной сети ВР мы используем метод спуска в качестве правила обучения. Регулируя значение веса каждого слоя, мы пытаемся минимизировать квадратную сумму сетевых ошибок. Как показано на рис. 4.1, сначала в качестве входной информации выбираются репрезентативные индексы оценки качества обучения; затем мы отправили эти индексы оценки на входной, скрытый и выходной слою для обучения. Мы используем генетический алгоритм для итеративного изучения весов сети в соответствии с целевой функцией обучения, чтобы найти наилучшие веса. сеть становится оценщиком стабильного шаблона, а затем результаты оценки могут быть выведены [5]. количество входных узлов модели равно  $n$  (индекс оценки качества образования), количество узлов среднего слоя равно  $n$ , а количество узлов выходного слоя равно 1, что является оценочным значением качества образования. узел входного уровня передает информацию непосредственно узлу среднего уровня, поэтому выход узла входного слоя равен входу; выходная информация узла среднего уровня является входной информацией узла выходного уровня, а выходной уровень имеет только один узел, который получает входные данные узла среднего уровня и выводит результаты оценки качества обучения [5]:

(1) Узел входного слоя  $p_i$ ,  $i = \{1, 2, \dots, n\}$ , то есть  $n$  представляет собой оценку качества обучения.

(2) Узел среднего слоя, входной сигнал

$$I_j = \sum_{i=1}^n \omega_{ij} p_i \quad (4.1)$$

Результат :

$$O_j = \frac{1}{\{1 + [(\sum_{i=1}^n \omega_{ij} p_i)^{-1} - 1]^2\}} = \frac{1}{[(\Gamma_j^{-1} - 1)^2]} \quad (4.2)$$

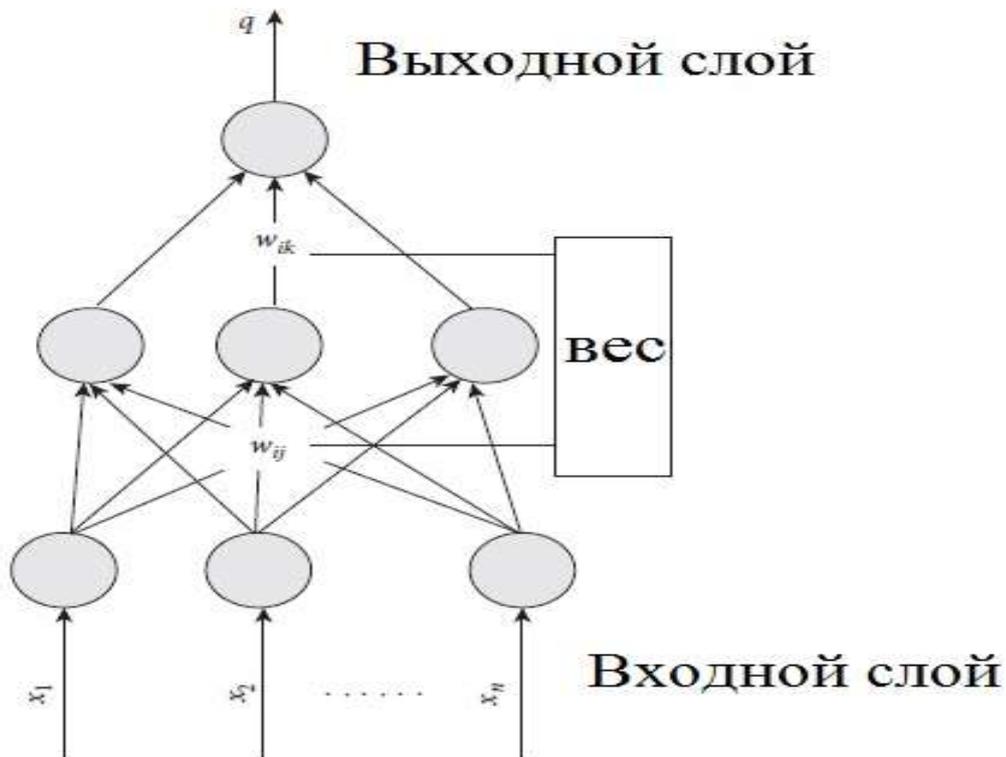


Рис. 4.1. Модель обучения нейронной сети ВР с генетическим алгоритмом

где:  $\omega_i$  — это вес от узла входного слоя  $i$  до узла  $j$  среднего уровня,

$p_i$  представляет  $i$ -й фактор выборки, т. е.  $i$ -й индекс оценки качества обучения.

(3) Узел выходного слоя: выходной слой имеет только один узел, а вход является выходом узла среднего слоя [5]:

$$q = \frac{1}{\{1 + [(\sum_{i=1}^n \omega_{ij} \cdot p_i)^{-1} - 1]^2\}} \quad (4.3)$$

где:  $q$  — фактическое выходное значение выборки, то есть вычисленное значение оценки качества обучения,

$\omega_j$  — вес соединения от узла  $i$  среднего уровня к узлу выходного уровня.

Распространенными методами генетического кодирования являются кодирование действительных чисел и двоичное кодирование. Кодирование [5] действительных чисел имеет высокую точность и упрощает поиск в большом пространстве; бинарное кодирование соответствует важным биологическим характеристикам диплоидных хромосом высших организмов и выполняет

функцию [8] долговременной памяти, удобной для различных генетических операций. Для облегчения генетической операции используется двоичное кодирование весового коэффициента. Целевая функция обучения Целевая функция обучения определяется как среднее значение квадрата суммы ошибки между фактическим выходом и оценочным значением  $P$  выборок [8]:

$$E = \left(\frac{1}{P}\right) \sum_{p=1}^P [q' - q]^2 = \left(\frac{1}{P}\right) \sum_{p=1}^P E_j, \quad (4.4)$$

где:  $P$  — общий логарифм шаблона обучающей выборки,

$q'$  — фактическое выходное значение выборочной сети,

$q$  — ожидаемое значение выборочной сети. в качестве сигнала обратной связи принимается фактический выход  $Q$  идентифицированного объекта, который сравнивается с ожидаемым значением выборки нейронной сети, чтобы сделать  $E < e$ .

Если  $e$  не соответствует требованиям из-за малого числа, то весовой коэффициент непрерывно корректируется для удовлетворения соответствующих требований. Целью обучения сети является минимизация  $e$  путем корректировки веса соединения в сети. Используя метод градиентного спуска, корректировка веса соединения выглядит следующим образом [8]:

$$\begin{cases} \omega_{ij} = -\eta \left( \frac{\partial E}{\partial v_{ij}} \right), \\ \omega_j = -\eta \left( \frac{\partial E}{\partial \omega_{ij}} \right). \end{cases} \quad (4.5)$$

Среди  $\eta$  для скорости обучения  $0 < \eta < 1$ , тогда величина корректировки веса соединения между узлом входного слоя и узлом среднего уровня равна [8]:

$$\omega_{ij} = x_i \omega_j O_j^2 \left[ 1 - \sum_{i=1}^n \omega_{ij} x_j \right] \delta_j \quad (4.6)$$

величина регулировки веса соединения следующая [8]:

$$\omega_j = q^2 O_j \left[ 1 - \sum_{j=1}^1 \omega_j O_j \right] [q' - q]^2 \quad (4.7)$$

Используя приведенную выше модель, вес соединения нейронной сети может быть определен в соответствии с итерационным алгоритмом общей нейронной сети, и может быть уменьшена ошибка между фактическим выходом и значением выборки. Описание задачи оптимизации веса соединения на основе оптимальной нейронной сети [8].

$$\min(E) = f(\omega, \dots, \omega_n), \quad (4.8)$$

где:  $e$  — суммарная ошибка обучения сети,

$\omega_1, \dots, \omega_n$  — непрерывные веса после унифицированной нумерации, которые включают веса соединения узлов входного уровня и узлов среднего уровня, а также веса соединения узлов среднего уровня и узлов выходного слоя,

$n$  — общее количество весов соединения. ограничения таковы:  $a_l \leq \omega_i \leq b_l$ .

Среди них  $b_l$  и  $a_l$  — переменные  $\omega_i$  верхней и нижней границ изменения [8].

Генетическая манипуляция в основном включает репликацию, кроссовер и мутацию. Целью операции копирования является улучшение глобальной конвергенции системы и эффективности конвергенции. Основная идея состоит в том, что вероятность репликации PR строки пропорциональна ее пригодности. Перекрестная операция может объединять новые особи и эффективно искать в пространстве цепей, чтобы избежать эффективного удаления гена. Только в случае эффективной делеции гена эффект операции мутации более очевиден. Чтобы учесть эффективность глобальной конвергенции и избежать преждевременной конвергенции, вызванной эффективной делецией гена, при выборе параметров генетической операции применяются следующие стратегии [8]:

$$p_r = \begin{cases} 2\left(\frac{f_1}{c}\right)^2 & \frac{f_1}{c} \in [0, 0.5], \\ [1 - 2(1 - \left(\frac{f_1}{c}\right)^2)] & \frac{f_1}{c} \in [0.5, 1], \end{cases} \quad (4.9)$$

где:  $C$  — параметр, выбранный для определения пригодности, а  $f_l$  — пригодность.

Уравнение (4.9) делает изменение вероятности репликации с изменением приспособленности, результаты показывают, что вероятность кроссинговера РС

обычно составляет  $[0,65, 0,9]$ , тогда как вероятность мутации РМ обычно составляет  $[0,001, 0,1]$ .

Шаги обучения генетического алгоритма - нейронной сети [8]:

(1) выбираются данные обучающей выборки, и веса соединений входного слоя и среднего слоя, а также среднего слоя и выходного слоя генерируются случайным образом:  $\omega_{ij}$  и  $\omega_j$

(2) фактический выход  $Q$  образца рассчитывается по уравнениям (4.1)–(4.3)

(3) В соответствии с уравнением (4.4) вычислить функцию значения  $e$  от суммы квадратов ошибки между фактическим выходным значением и ожидаемым значением.

(4) Если  $e \leq e'$  удовлетворяет требованиям по погрешности, обучение закончено и переходим к шагу (11); в противном случае перейдите к шагу (5).

(5) значения коррекции веса входного слоя и среднего слоя, а также среднего слоя и выходного слоя рассчитываются в соответствии с уравнениями (4.6) и (4.7)

(6) Пересчитать новый вес связи по уравнениям (4.8) и (4.9):  $\omega_{ij}$  и  $\omega_j$ .

(7) По новым весам и выборочным данным пересчитывается средняя ошибка  $e$  фактической выходной сети  $Q$  выборок по уравнениям (4.1)–(4.4).

(8) Если  $E \leq \delta$  и условие погрешности выполнено, обучение закончено и переходим к шагу (11); в противном случае перейдите к шагу (9).

(9) Установите размер популяции  $n$ , диапазон изменения веса, вероятность кроссинговера РС и вероятность мутации РМ и определите вероятность репликации РR.

(10) Скопируйте расчет кроссинговера, мутации и генетического алгоритма в соответствии с весом сети, сгенерированным генетическим алгоритмом, в качестве начального значения веса следующего обучения модели нейронной сети и перейдите к шагу (5).

(11) По окончании обучения выведите вес, соответствующий точности обучения:  $\omega_{ij}$  и  $\omega_j$

(12) В соответствии с определенными значениями весов  $\omega_{ij}$  и  $\omega_j$  поместить экспериментальные данные для оценки и вывести результаты оценки.

Реализация нейронной сети ВР обычно состоит из четырех этапов [8]:  
 первый — это инициализация сети,  
 второй — создание сети,  
 третий — моделирование сети,  
 четвертый — обучение сети.

Чтобы проверить производительность модели обучения нейронной сети GA, сгенерируйте соответствующую модель сети в соответствии со структурой модели нейронной сети, предложенной на рис. 4.1, и установите точность ошибки обучения сети как  $\epsilon = 0,001$ .

Параметры работы нейронной сети задаются следующими: эффективность обучения 0,9 и коэффициент импульса 0,9, а параметры работы генетического алгоритма задаются следующими: диапазон изменения веса 0,5, вероятность кроссинговера 0,75 и вероятность мутации 0,005. процесс моделирования выглядит следующим образом [8]:

```
Fid = fopen(train_data.txt);
P = fscanf(fid,%g, [10, 18]);
%P = mydata
T = fscanf(fid,%g, [1, 10]);
Net == newff([0,1], [1, 7], {'tansig', 'tansig'}, traingdm');
Net.trainParam.show = 50;
...
net.trainParam.goal = 0.001;
fidt = fopen('test_data.txt');
while(!feof(fidt))
Q = fscanf(fidt,%g, [4, 18]);
B = sim(net,Q);
End
```

В табл.4. 1 показаны результаты с ВРГА, а также результаты моделирования и экспертной оценки четырех тестовых наборов [8].

Таблица 4.1 - Сравнение результатов обучения нейронной сети на основе генетического алгоритма и реальных результатов оценки.

Номер	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Экспертная оценка	0.700	0.750	0.910	0.710	0.450	0.571	0.680	0.520	0.850	0.650
Сетевой тест	0.710	0.740	0.711	0.720	0.464	0.573	0.670	0.490	0.860	0.651

Из табл. 4.1 и 4.2 мы знаем, что не только обучающие выборки очень близки к результатам экспертной оценки, но и результаты имитационного оценивания четырех тестовых наборов очень близки к результатам экспертной оценки [8].

Таблица 4.2 - Сравнение результатов тестов набора тестов и фактических результатов оценки

Номер	11	12	13	14
Экспертная оценка	0.825	0.630	0.511	0.630
Сетевой тест	0.810	0.651	0.535	0.610

Вклад статьи заключается в улучшении традиционной нейронной сети ВР с использованием ГА. Поскольку ГА может итерировать весовой коэффициент, чтобы изменить вход нейронной сети ВР. Основная идея состоит в том, чтобы использовать ГА для оптимизации входных параметров нейронной сети и ускорения сходимости системы, наконец, принимая результат оптимизации в качестве начального значения алгоритма ВР, а затем обучать сеть с помощью алгоритма ВР. Таким образом, алгоритм ВР с GA попеременно запускается до тех пор, пока не будет достигнута требуемая точность задачи. В эксперименте мы используем множество групп выборочных данных университетов для проверки и создания модели нейронной сети ВР на основе генетического алгоритма. Исследование может быть использовано для мониторинга качества образования [5]

в российских вузах и получения выгоды от вычислительной точности генетических алгоритмов и нейронных сетей.

В современной системе образования успехи в карьерном росте определяются оценками и экзаменационными достижениями [1]. Оценка проводится по учебным мероприятиям, таким как классный тест, viva, семинар, задания, общий уровень знаний, посещаемость, лабораторные работы и, наконец, семестровые экзамены [2]. При рассмотрении количественных факторов, таких как посещаемость, CGPA (кумулятивный), оценки, полученные по теоретическим, математическим, факультативным и ведомственным работам, знаниям в обучении, способностям к пониманию, общению и т. д., таким образом, вычисление выполняется с помощью реального генетического алгоритма, используемого для нахождения наиболее влияющий фактор среди выбранных факторов [3].

Чтобы сформулировать уравнение, содержащее несколько важных предметов и их оценок, их приоритетные значения играют основную роль в анализе чувствительности [8]. Его можно добавить в уравнение вместе с их параметрическими переменными, и результат, возвращаемый уравнением, рассматривается как общее значение производительности [8]. Теперь по проходным критериям как фиксированным, успеваемость классифицируется как хорошая, средняя и плохая категории. Настоящий генетический алгоритм применяется RGSPAT (Инструмент анализа реальной генетической успеваемости учащихся), который помогает нам узнать, где могут быть идентифицированы произошедшие вариации [8]. В результате фокусируется на потенциальных проблемах в курсе. Педагоги также могут использовать эту информацию, чтобы определить свой способ оценки и внедрения в соответствии с изменениями в учебной программе [8].

Генетические алгоритмы широко применяются в науке и технике в качестве адаптивных алгоритмов для решения практических задач [9]. Общепринято, что ГА особенно подходит для многомерных задач глобального поиска, где пространство поиска потенциально содержит несколько локальных минимумов [9]. В отличие от

других методов поиска, корреляция между переменными поиска обычно не представляет проблемы [9]. Генетический алгоритм работает, моделируя параметры задачи как реальные строки. На следующем рисунке показаны различные компоненты модели RGSPAT (рис. 4.2).



Рис. 4.2. Расчетная модель RGSPAT (инструмент анализа успеваемости реальных генетических слушателей)

Предлагаемая система состоит из начального преимущества от анализа данных учащимся и конечного преимущества путем нахождения наиболее важного параметра, который определяется путем выполнения нескольких следующих процессов [9]:

- Анализ информации об успеваемости в образовательных системах, поддающейся количественной оценке, такой как посещаемость, внутренние оценки, оценки за проект, оценки за предыдущий семестр, семинар, общий уровень знаний, работы, которые считаются важными в этом курсе, и т. д.
- При сборе этих параметров создается уравнение, содержащее все эти значения параметров со значениями веса.
- После составления уравнения применяется генетический алгоритм реального кодирования.

- Выполняются такие операции, как мутация и скрещивание.
- Лучший параметр определяется после анализа всех параметров с помощью реального генетического алгоритма. Количественные факторы, учитываемые при анализе успеваемости обучаемых, представлены ниже:
  - Оценки PSM за предыдущий семестр, полученные в ходе курса
  - Баллы внутренней оценки IA
  - Результаты семинара SEM получены. В каждом семестре организуются семинары для проверки успеваемости обучаемых.
  - Знаки присвоения ASS. В каждом семестре каждый преподаватель дает обучаемым по два задания.
  - Общее качество общей практики. Как и семинар, в каждом семестре организуются проверки общей квалификации.
  - АТТ Посещаемость обучаемых. Для участия в итоговом экзамене требуется минимум 70% посещаемости. Но даже в особых случаях обучаемые с низкой посещаемостью также участвуют в экзаменах в конце семестра по уважительной причине. Посещаемость разделена
    - Проектная работа PM. Завершение полного проекта с отчетом, презентацией, моделью системы.
    - T Теоретические оценки по курсам, полученные во всех семестрах
    - M Оценки по математическим курсам, полученные во всех семестрах
    - E Оценки по курсам по выбору, полученные во всех семестрах
    - D Отметки по курсам, полученные во всех семестрах
    - O Другие предметные оценки во всех семестрах
    - Значение успеваемости PV, полученное из уравнения в качестве результата.

Здесь инструмент RGSPAT, разработанный для прогнозирования успеваемости учащихся, требует количественных атрибутов учащихся (т.е.) измеримых переменных, таких как внутренняя оценка, оценка за семинар, посещаемость, оценки за ежедневные тесты и т. д., перечисленные ниже.

Теперь уравнение, используемое для анализа и категоризации успеваемости учащегося, состоит из входных параметров, таких как посещаемость, внутренние

оценки, задание, общая квалификация, теоретический предмет, математический предмет, оценки по предметам по выбору, как указано выше. Параметр, который показывает больший разброс в оценке производительности с использованием алгоритма, выбирается в качестве оптимального параметра. Находя результат для каждого обучаемого, мы обычно можем найти наиболее оптимизирующий параметр для управления обучаемыми и тем самым предпринять необходимые шаги для улучшения общей успеваемости обучаемых [9].

Самый важный параметр с использованием RGA Этот анализ связан с поиском наиболее важного атрибута, влияющего на успеваемость учащегося. Поскольку вышеупомянутые свойства RGA очень выгодны, RGA для RGSPAT разработан с использованием процесса кроссовера и мутации. Для этого эксперимента мы отобрали количественные факторы среди обучаемых в корпоративный университет. Генетический алгоритм с действительными значениями (RGA) использует реальное значение в качестве параметра потомства в популяциях без выполнения процесса кодирования и декодирования перед вычислением значений приспособленности особей. Анализ производительности для модели RGSPAT задается следующим уравнением. Значение производительности [9]:

$$(PV) = \{0.1(LA) + 0.15(L) + 0.25(P) + 0.10(M) + 0.06(T) + 0.05(D) + 0.04(E) + 0.05(O) + 0.20(M)\} \quad (4.10)$$

Первоначально случайным образом генерируется популяция хромосом, каждая из которых представляет потенциальное решение рассматриваемой проблемы, и каждая из них оценивается путем нахождения ее пригодности. Следующее поколение того же размера создается путем отбора более подходящих особей из этой популяции и применения к ним генетических операторов, таких как скрещивание и мутация. Мутация — это оператор, который создает новую особь, внося случайные изменения в старую, тогда как кроссовер создает новых особей, комбинируя части нескольких особей [9].

Классическая мутация случайным образом изменяет один ген, в то время как кроссинговер обменивает генетический материал между двумя или более родителями. Это завершает одно поколение, и после повторения этой процедуры для нескольких поколений из-за селективного давления алгоритм сходится и дает лучшее решение. Следующая диаграмма иллюстрирует работу модели RGSPAT для анализа успеваемости обучаемых по различным работам. Соответствующие предметные оценки загружены, и их соответствующее влияние на обучаемых показано на графике [9].

На рис. 4.3 взяты математические предметные оценки, максимальное значение которых равно 100 по оси Y. Ось x представляет соответствующие количественные факторы в виде чисел [9].



Рис. 4.3. Рабочая модель модели RGSPAT

Таким образом, оценки по каждому предмету анализируются на основе их семестровых значений, и результаты выводятся отдельно, чтобы найти наиболее влияющий параметр, как указано ниже. На рис. 4.3 мы выбрали 120 обучаемых ИТ-

отделов, и результаты используются для анализа наиболее важного параметра. Этот график показывает, что параметры 1 и 4 имеют большое влияние на успеваемость учащихся (1 указывает на математические предметы, а 4 - на теоретические предметы) [9].

Таким образом, этим двум предметам придается большое значение для достижения лучших результатов [9]. Мы замечаем из графика видно, что следующим по важности предметом являются практические, другие ведомственные, технические и внутренние оценки соответственно и эта система может быть реализована в образовательной среде для оценки результатов обучаемых и определения важности курсов путем анализа их конечных результатов и можно извлечь пользу из данного исследования с использованием современных генетических алгоритмов.

#### **4.2. Пользовательский интерфейс**

Практическая реализация предложенных диссертационных решений 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. Данный выбор обусловлен универсальностью этого решения, а также хорошим масштабированием программы. Для решения прикладных задач диссертационного исследования использован набор экспертных систем на базе нейросетвых моделей.

Укрупненная структура информационной поддержки в системе управления качеством подготовки обучаемых в рамках корпоративных организационных систем представлена на рис. 4.4.

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.



Рис. 4.4. Укрупненная структура информационной поддержки в системе управления качеством подготовки обучаемых в рамках корпоративных организационных систем

**Базы данных** обучаемых, курсов и преподавателей сформированы на базе СУБД PostgreSQL [10].

**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 [11].

**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 [11].

**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 [12].

**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 [13].

На рис. 4.5 представлен обновленный вариант 1С. Корпоративный университет с модулем оценки качества результатов обучения.

Учебный материал	Наименование для участника	Вес оценки	Проходной балл	Не ждать проверки
Курс "Видеокурс"	Изучите электронный курс "Видеокурс"	1	100	<input type="checkbox"/>
Тест "Итоговое тестир..."	Пройдите электронный тест "Проверяе..."	1	Не задан	<input checked="" type="checkbox"/>
Правила ТБ	Выполните задание "Правила ТБ" и сд...	1	80	<input type="checkbox"/>

Рис.4.5. Обновленный вариант 1С. Корпоративный университет с модулем оценки качества результатов обучения

### 4.3. Результаты практической апробации программного комплекса

Анализ эффективности разработанных в диссертации решений проведем с использованием кластерного анализа. В нашем случае кластерный анализ позволит провести обучение без учителя, т.к. в ряде случаев мы не имеем размеченного датасета. Кластерный анализ быстро развился как очень полезная техника, в основном из-за ее внимания на группировку объектов данных согласно отличительной информации, содержащейся в данных, наряду с описанием их отношения [6] [7]. На рис. 4.6 приведены различные алгоритмы для проведения кластерного анализа.

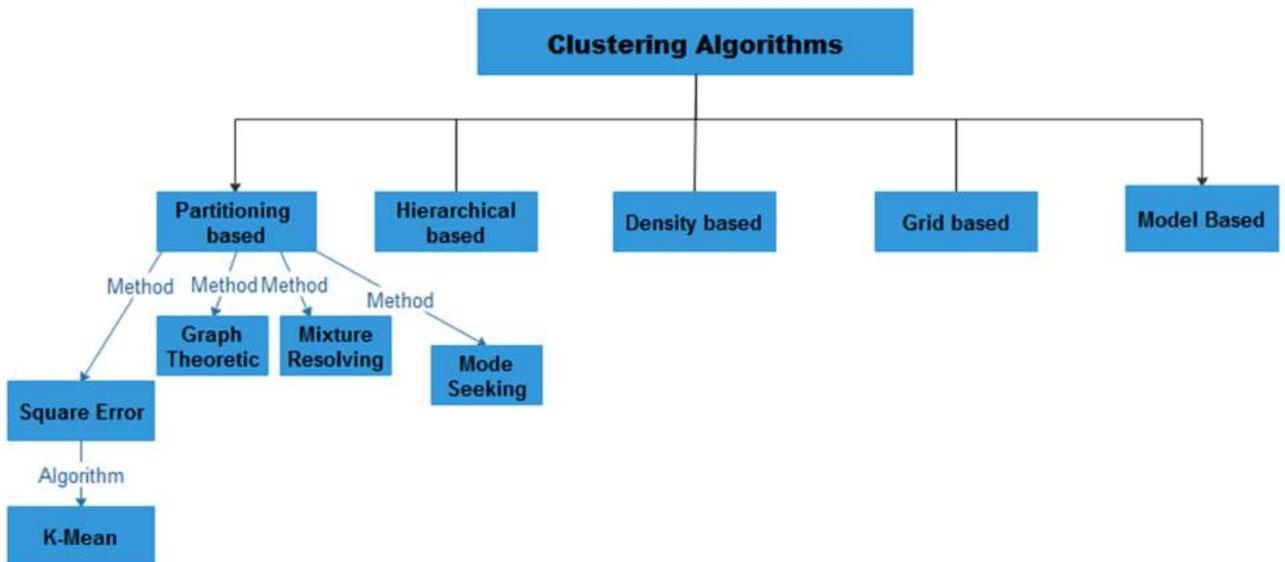


Рис. 4.6. Различные методы и алгоритмы для кластерного анализа

Из множества алгоритмов кластерного анализа остановимся на  $k$ -средних, распределяющих объекты на кластеры с использованием ближайших соседей, проектирует простой, несложный алгоритм [6].

На начальном шаге назначается центр тестового объекта данных - определенная точка данных т.е.  $D = (X_1, \dots, X_n)$ . Затем начальный центроид  $K$  взят от этих точек данных с  $k$  ближайшими соседями определяемый как пользовательский параметр для фиксации ожидаемого кластера, после которых,

точки после того, как добиваются точки присоединенный к самому близкому центру [6] [7].

Затем в случае необходимости слишком многих точек данных, групп точки данных определяются, и отдельные точки присвоены группам. Здесь, базовое предположение к присоедините каждый кластер к случайному кластерному центру [6] [7]. После этого каждому кластеру присваивают обновленный центроид его выбор, в соответствии с его уникальными свойствами. На самом деле эта задача присвоения обновленных центроидов выполняется неоднократно до точки прекращения изменений, сигнализируя о том, что каждый центроид теперь стабилен без возможности навигация точки от одного кластера до другого [6] [7]. Недостаток, который имеет метод K-средних, связан с тем, что фиксируется количество кластеров и способа, которым это находит начальный центроид, а также объекта кластера в каждом повторении. Поэтому рассмотрим измененный подход для k-mean (ФАК), который разработан для определения числа k для начальных кластерных центров (рис. 4.7).

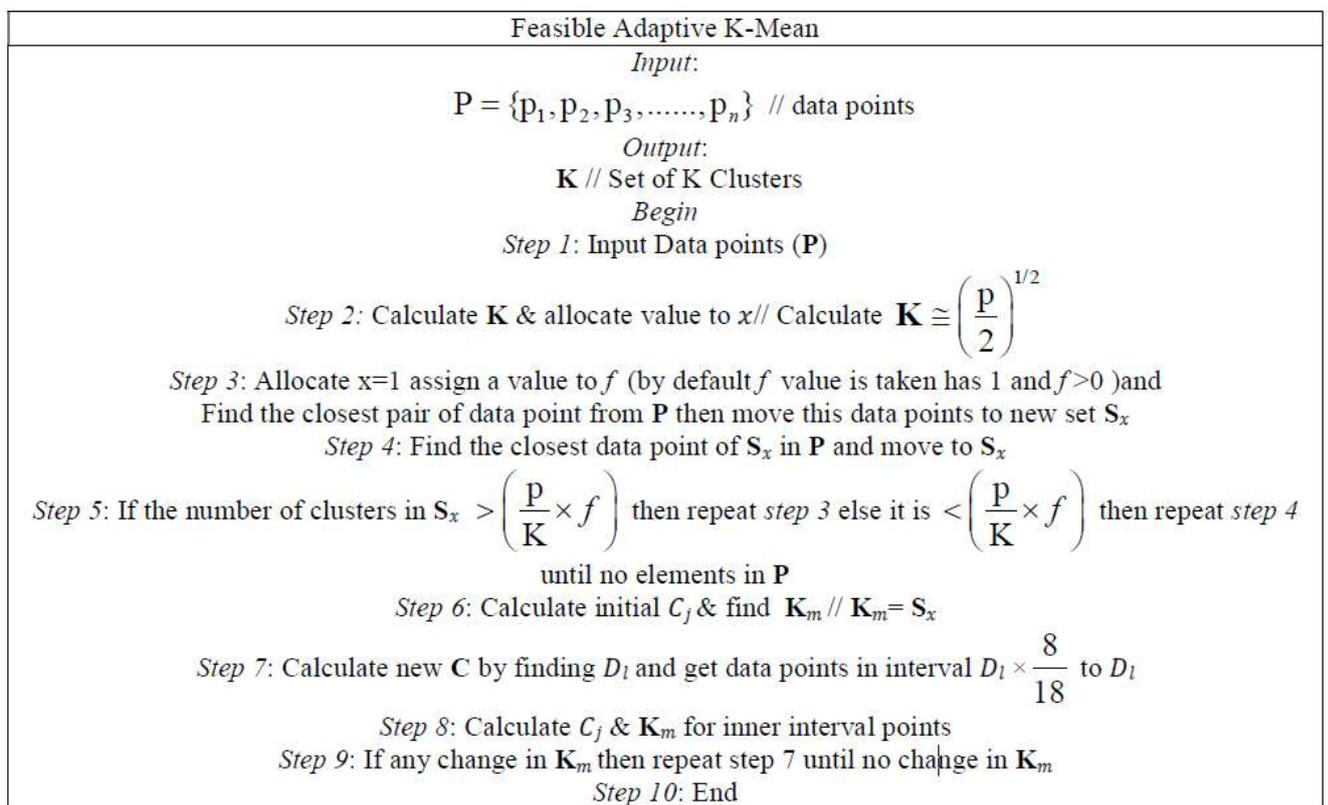


Рис. 4.7. Измененный алгоритм для определения k-mean (ФАК)

В проведенных экспериментах сгенерированы объекты случайным способом, где никакая структура класса не была наложена. Так как это легкий путь для создания сходимости вокруг кластеризации для алгоритма k-средних, среднего времени выполнения алгоритма. Удалось сгенерировать разнообразный моделируемые наборы данных (1000 образцов с 10, 50, 100 факторами, 10 000 образцов с 10, 50, 100 факторами, 1000000 образцы с 10, 50, 100 факторами).

Затем каждая функция рассеивается выше интервала в универсальной форме по шкале [0, 1] для уменьшения результата случайных инициализаций.

Рис. 4.8, 4.9, 4.10, данные ниже, подводят итог кластеризации производительности наборов данных, поскольку они разделены на 3 искомым кластера:

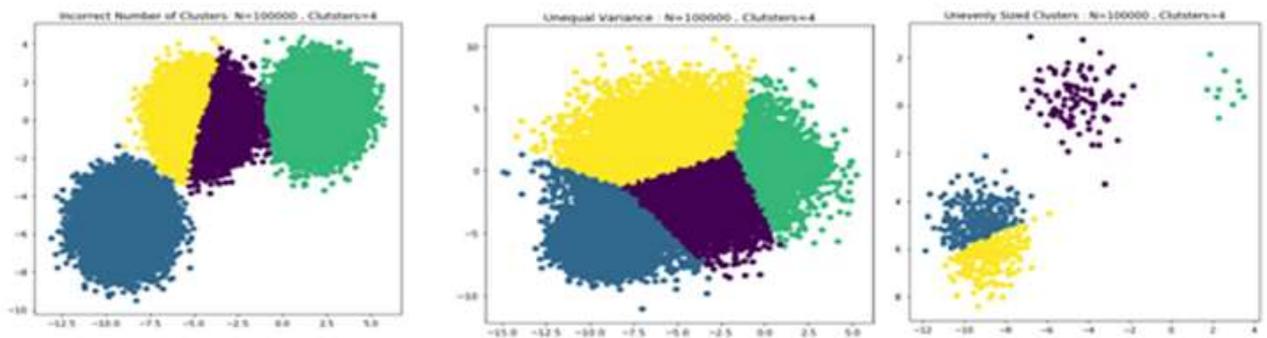


Рис. 4.8. Результаты кластеризации и производительности наборов данных по обучаемым

Метод ФАК-средний по сравнению с K-Mean, достигает 0.03, то очень высокий показатель. Аналогично, мы можем наблюдать изменение между K-Mean и ФАК-средний до кластеризации объектов. Более точно это показывает, что ФАК-средний содержит точки данных в точно расположенных группах, чем нормальный K-Mean. Следовательно, мы можем считать, что метод ФАК-средний обладает лучшей сходимостью, чем обычный K-Mean.

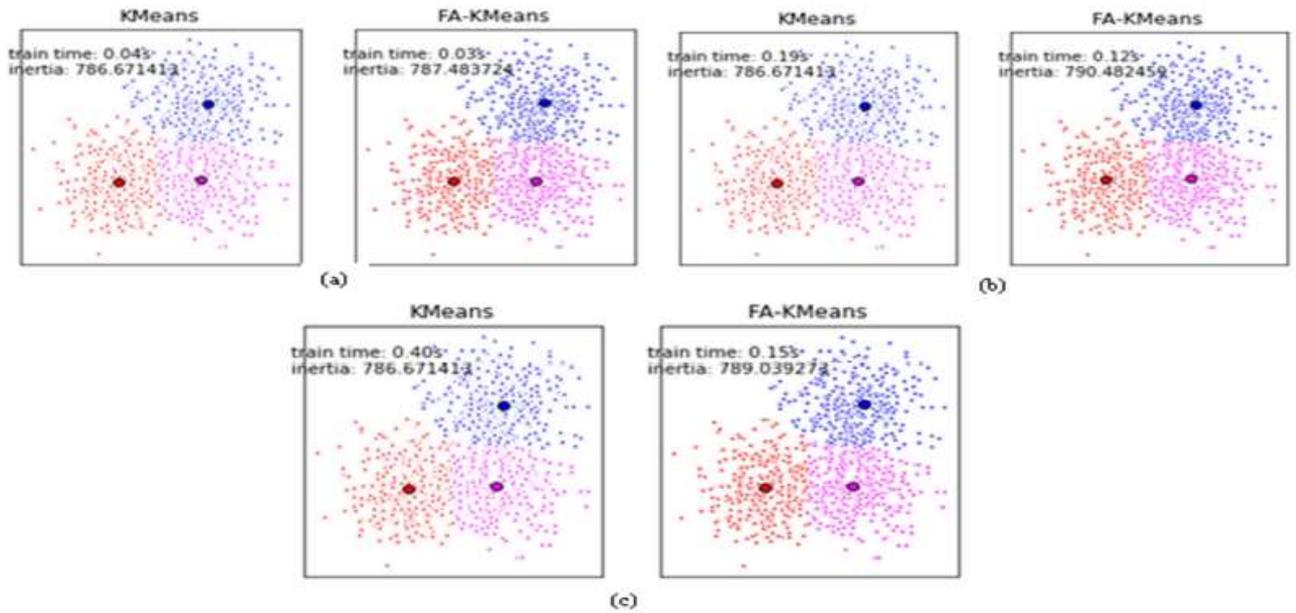


Рис. 4.9. Результаты кластеризации и производительности наборов данных по обучаемым с использованием ФАК-средний и К-Mean

Анализ соответствия методов, которые отображают разнообразный набор точек данных приведен в табл. 4.3, которая отображает время обучения для различных объектов данных, имеющих отличающиеся функции, когда количество кластеров =3.

Рис. 4.9 отчетливо демонстрирует, что время обучения уменьшается в значительной степени с использованием ФАК-средний также осуществляется на данных точки как  $n=1000$ ,  $n=10000$ ,  $n=100000$ , где количество features=10,50,100 и clusters=3.

Можно прийти к заключению, результаты обучения с использованием ФАК-средний лучше в скорости и эффективности, чем обычный К-Mean.

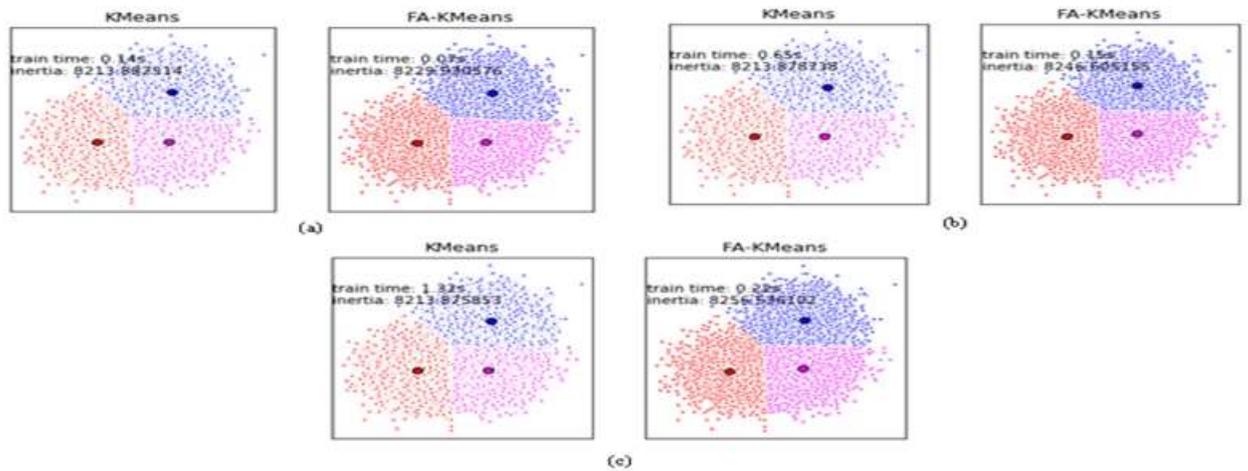


Рисунок 4.10. Время обучения уменьшается в значительной степени с использованием ФАК-средний также осуществляется на данных точки как  $n=1000$ ,  $n=10000$ ,  $n=100000$ , где количество features=10,50,100 и clusters=3

Таблица 4.3 - Время обучения для различных объектов данных, имеющих отличающиеся функции, когда количество кластеров =3

Data Points (n)	Features	Method	Train Time (Sec)
1000	10	K-Mean	0.04
		FAK-Mean	0.03
	50	K-Mean	0.19
		FAK-Mean	0.12
	100	K-Mean	0.40
		FAK-Mean	0.15
10000	10	K-Mean	0.14
		FAK-Mean	0.07
	50	K-Mean	0.65
		FAK-Mean	0.15
	100	K-Mean	1.32
		FAK-Mean	0.22
100000	10	K-Mean	1.25
		FAK-Mean	0.68
	50	K-Mean	5.95
		FAK-Mean	0.56
	100	K-Mean	12.20
		FAK-Mean	0.60
	200	K-Mean	24.16
		FAK-Mean	1.09
300	K-Mean	35.64	
	FAK-Mean	0.95	

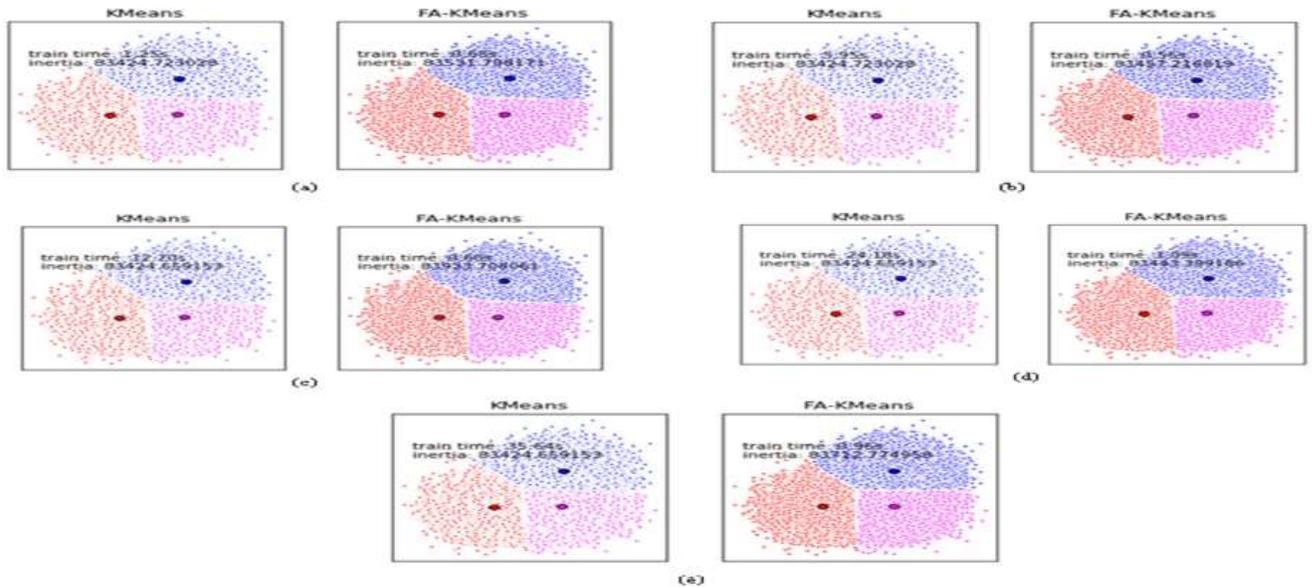


Рис. 4.11. Время обучения для К-Mean, ФАК-среднего (n=100000, features=10, 50,100,200,300. Clusters=3)

В результате получаются значительные улучшения кластеризации методом К-средних, который являясь несложным алгоритмом, все же испытывает недостаток в эффективности использования времени.

Полученный результат, прежде всего, достигает уменьшенного фактора времени в кластеризации К-средних и делает его функционально более эффективным. Кроме того, продемонстрировано, что возможно преодолеть ограничение чисел в кластере в алгоритме К-средних.

Можно ясно заметить (рис. 4.12, 4.13, 4.14), что инициализация кластерных центров удерживает алгоритм к достижению сходимости, таким образом, значительно уменьшив время, потраченное на обучение.

Поэтому от вышеупомянутого анализа, мы приходим к заключению, что ФАК-средний достигает лучшей сходимости, чем стандартный К-Mean.

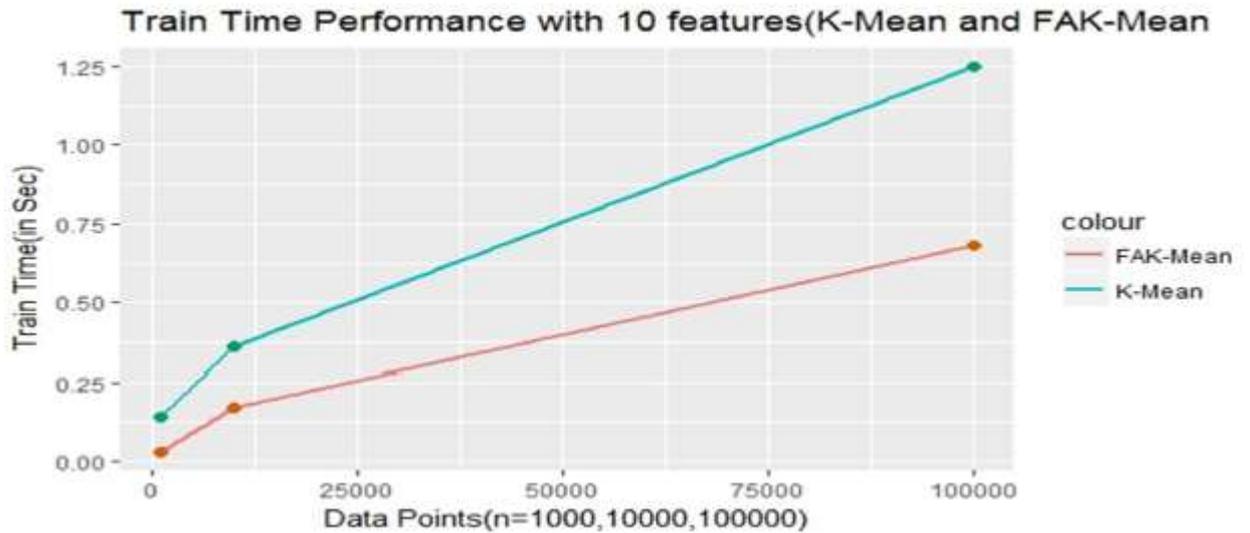


Рис. 4.12. Производительность обучения с 10 функциями (К-Mean и ФАК-средний)

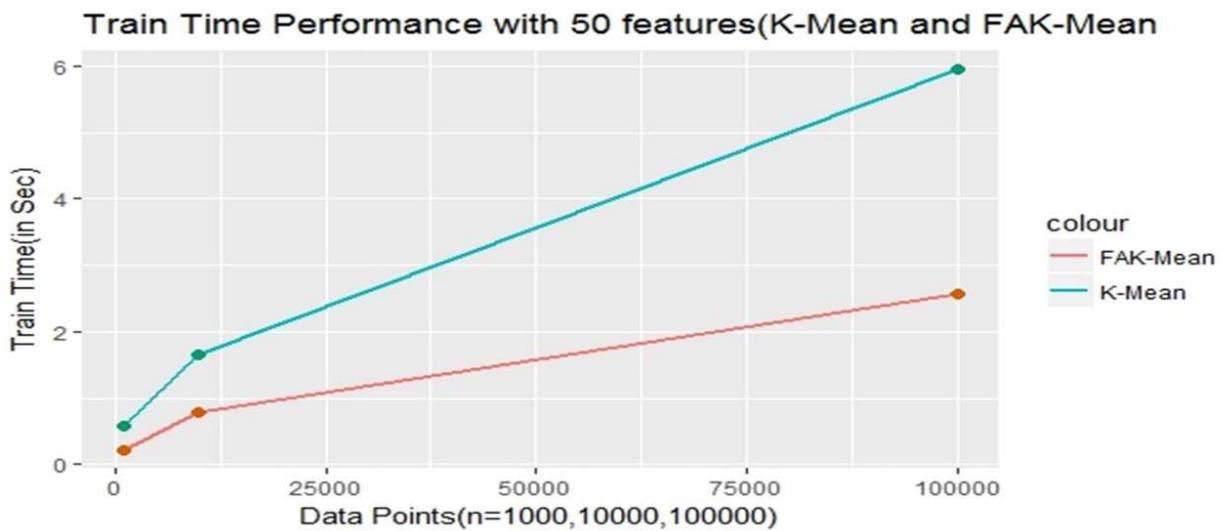


Рис. 4.13. Производительность обучения с 50 функциями (К-Mean и ФАК-средний)



Рис. 4.14. Производительность обучения с 100 функциями  
(K-Mean и FAK-средний)

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

#### 4.4. Выводы

Представлены программная реализация комплекса управления качеством подготовки слушателей в корпоративном университете по партнерской программе на основе разработанных моделей и алгоритмов, и семантической модели представления знаний.

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

В рамках проведенных исследований получены следующие результаты.

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. Цифровые решения, направленные на поддержку образовательного процесса в корпоративных организационных системах, не позволяют выполнять аналитические задачи, т.к. не имеют специализированных модулей и конфигураторов.

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 принятия 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%. Разработанные модели и алгоритмы целесообразно использовать в системах управления образовательным процессом корпоративных университетов для повышения уровня освоения качества подготовки обучаемых по групповым и индивидуальным образовательным программам. Дальнейшие исследования по данной тематике целесообразно направить на улучшение метрик качества моделей машинного обучения за счет использования ансамблеваемых моделей.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. 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.
2. 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.
3. 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.
4. 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.
5. 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.
6. 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.
7. 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.
8. 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.

9. Аль-Дулаими, О. Х. З. Оценка качества подготовки студентов на основе генетических 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.

10. 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.

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.

14. Баркалов, С. А. Модель расчета характеристик системы дистанционного обучения технического университета / С. А. Баркалов, В. Е. Белоусов // Вестник Воронежского государственного технического университета. – 2006. – Т. 2, № 7. – С. 82-86.

15. Баркалов, С. А. Модель формирования показателей качества образовательной деятельности технического университета с использованием средств имитационного моделирования / С. А. Баркалов, В. Е. Белоусов, И. С. Суровцев // Системы управления и информационные технологии. – 2006. – № 1(23). – С. 31-35.

16. Баркалов, С. А. Исследование систем организационного управления на основе имитационных моделей : Монография / С. А. Баркалов, В. Е. Белоусов, А. Л. Маилян. – Саратов : Вузовское образование, 2015. – 459 с.

17. Баркалов, С. А. Теория и практика управления качеством в социально-экономических системах : под редакцией В.Н. Буркова / С. А. Баркалов, В. Е. Белоусов, Л. Р. Маилян. – Воронеж : ООО "Издательство "Научная книга", 2013. – 579 с.

18. Белоусов, В. Е. Применение моделей цифрового двойника специалиста при подготовке студентов IT профиля / В. Е. Белоусов, О. Р. Попов // Управление большими системами : сборник научных трудов XIX Всероссийской школы-конференции молодых ученых, Воронеж, 05–08 сентября 2023 года. – Воронеж: Воронежский государственный технический университет, 2023. – С. 118-126.

19. Белоусов, В. Е. Применение методов информационной инженерии для изменения структуры многоуровневых систем организационного управления / В. Е. Белоусов, Д. В. Дорофеев, Е. Н. Зенкова // Вестник Южно-Уральского государственного университета. Серия: Компьютерные технологии, управление, радиоэлектроника. – 2021. – Т. 21, № 2. – С. 136-144.

20. Белоусов, В. Е. Инструменты обеспечения качества в сложных системах с использованием дерева свойств / В. Е. Белоусов, И. С. Кудрявцева, Ю. С. Сыван // Проектное управление в строительстве. – 2020. – № 4(21). – С. 82-89.

21. Белоусов, В. Е. Внедрение системы междисциплинарного образования ВГТУ / А. В. Воротынцева, В. Е. Белоусов, Л. Н. Комышова, Я. А. Андрюнина // Экономика в инвестиционно-строительном комплексе и ЖКХ. – 2019. – № 2(17). – С. 89-95.
22. Белоусов, В. Е. Алгоритмы ранжирования экспертных суждений при оценке объектов в сложных системах / В. Е. Белоусов, Х. К. Занг, И. С. Соха // Управление строительством. – 2018. – № 3(12). – С. 56-63.
23. Белоусов, В. Е. Алгоритм обработки информации при построении оптимальной структуры гибкой технической системы на основе параметров качества / В. Е. Магер, В. Е. Белоусов, Е. Н. Десятирикова [и др.] // Международная научная конференция по проблемам управления в технических системах. – 2017. – Т. 1. – С. 118-121.
24. Бурков, В.Н. Комплексный механизм управления развитием организации / В. Н. Бурков, А. В. Щепкин, К. Е. Амелина [и др.] // Вестник Южно-Уральского государственного университета. Серия: Компьютерные технологии, управление, радиоэлектроника. – 2019. – Т. 19, № 3. – С. 79-93.
25. Бурков, В. Н. Механизм обратных приоритетов в распределении ресурсов / В. Н. Бурков, В. А. Пономарев, К. Е. Амелина // Математическое моделирование и информационные технологии в инженерных и бизнес-приложениях : материалы Международной научной конференции, Воронеж, 03–06 сентября 2018 года. – Воронеж: Воронежский государственный университет, 2018. – С. 10-18.
26. Бурков, В. Н. Оптимальный механизм планирования в активной системе / В. Н. Бурков, Н. А. Коргин, Д. С. Чу // Экономика и менеджмент систем управления. – 2015. – № 4-4(18). – С. 461-469.
27. Бурков, В. Н. Модели согласованного комплексного оценивания в задачах принятия решений / В. Н. Бурков, И. В. Буркова, Н. А. Коргин, А. В. Щепкин // Вестник Южно-Уральского государственного университета. Серия: Компьютерные технологии, управление, радиоэлектроника. – 2020. – Т. 20, № 2. – С. 5-13..

28. Бурков, В. Н. Модели, методы и механизмы управления научно-техническими программами / В. Н. Бурков, Б. Н. Коробец, В. А. Минаев, А. В. Щепкин. – Москва : Московский государственный технический университет имени Н.Э. Баумана (национальный исследовательский университет), 2017. – 205 с..
29. Воропаев В.И., Любкин С.М., Голенко-Гинзбург Д. Модели принятия решений для обобщенных альтернативных стохастических сетей // Автоматика и Телемеханика. 1999. № 10. С. 144 – 152.
30. Варжапетян А.Г., Варжапетян А.А. Системы управления. Инжиниринг качества. – М.: Вузовская книга, 2005. – 320 с.
31. Гламаздин Е.С., Новиков Д.А., Цветков А.В. Механизмы управления корпоративными программами: информационные системы и математические модели. М.: Спутник+, 2001. – 159 с.
32. Губко М.В., Новиков Д.А. Теория игр в управлении организационными системами. М.: Синтег, 2002. – 156 с.
33. Описание летней цифровой школы Сбера. <https://sberuniversity.ru/research/people-and-organization/it-reshenia-sberuniversiteta/>.
34. 1С:Электронное обучение. Корпоративный университет. <https://solutions.1c.ru/catalog/elearning-universitycorp/features?ysclid=lygnnpkoh474824281>.
35. ГОСТ Р ИСО 9001:2001. Системы менеджмента качества - основы и словарь.
36. ГОСТ 34.602-89 «Информационная технология. Комплекс стандартов на автоматизированные системы. Техническое задание на создание автоматизированной системы».
37. Гермейер Ю.Б. Игры с непротивоположными интересами. М.: Наука, 1976. - 327 с.
38. Гилев С.Е., Леонтьев С.В., Новиков Д.А. Распределенные системы принятия решений в управлении региональным развитием. М.: ИПУ РАН, 2002. – 54 с.

39. Горелик В.А., Кононенко А.Ф. Теоретико-игровые модели принятия решений в эколого-экономических системах. М.: Радио и связь, 1982. -144 с.
40. Голенко Д.И. Статистические методы сетевого планирования и управления. М.: Наука, 1968. – 400 с.
41. Дементьев В.Т., Ерзин А.И., Ларин Р.М., Шамардин Ю.В. Задачи оптимизации иерархических структур. Новосибирск: НГУ, 1996. - 167 с.
42. Денисов В.И., Вычисление оценок параметров распределений с использованием таблиц асимптотически оптимального группирования/ В.И.Денисов, Б.Ю Лемешко. // Применение ЭВМ в оптимальном планировании и проектировании. Новосибирск: изд. НЭТИ, - 1981. - С. 3-17.
43. Дмитриев В.И. Прикладная теория информации: Учеб. Для студ. вузов по спец. «Автоматизированные системы обработки информации и управления» / В.И. Дмитриев. // – М.: Высш. шк., 1989. – 320 с.
44. Заложнев А.Ю. Внутрифирменное управление. Оптимизация процедур функционирования. М.: ПМСОФТ, 2005. -- 290 с.
45. Загоруйко Н.Г. Прикладные методы анализа данных и знаний/ Н.Г. Загоруйко. // – Новосибирск: Изд-во ин-та математики, 1999. – 270 с.
46. Ильин В.П. Руководство качеством проектов. Практический опыт. – М.: Вершина, 2006 – 176 с.
47. Ильин В.П. Система управления качеством. Российский опыт. – СПб.: Невский проспект; Вектор, 2007 – 224 с.
48. Индикаторы образования: 2018 : статистический сборник / Н. В. Бондаренко, Л. М. Гохберг, Н. В.Ковалева и др.; Нац. исслед. ун-т «Высшая школа экономики». – М. : НИУ ВШЭ, 2018. – 400 с.
49. Коргин Н.А. Неманипулируемые механизмы обмена в активных системах. М.: ИПУ РАН, 2003.
50. Кузнецов В.В. Корпоративное образование: учеб. пособие для студ. высш. учеб. заведений / В.В. Кузнецов.- Екатеринбург: Изд-во Рос. гос. проф.-пед. Ун-та, 2010. – 227 с.

51. Курочка, П.Н. Задача выбора типов образовательных программ / С. А. Баркалов, П. Н. Курочка, Г. Д. Юшин // Системы управления и информационные технологии. – 2006. – № 4-1(26). – С. 126-129..
52. Кредитные единицы входят в российскую высшую школу [Текст] / В.Чистохвалов // Высшее образование в России.-2004.-№4.-С.26-37.
53. Курочка, П.Н. Модели и механизмы стимулирования: Учебно-методическое пособие / С. А. Баркалов, П. Н. Курочка, Н. Ю. Калинина. – Воронеж: Воронежский государственный технический университет, 2022. – 139 с..
54. Kurochka, P.N. Algorithms of a logical conclusion of knowledge in difficult technical systems on the basis of indistinct rules / V. E. Belousov, P. N. Kurochka, T. A. Averina // 11th IEEE International Conference on Application of Information and Communication Technologies, AICT 2017 - Proceedings : 11, Moscow, 20–22 сентября 2017 года. – Moscow, 2019..
55. Коновальчук, Е. В. Модели и методы оперативного управления проектами / Е. В. Коновальчук, Д. А. Новиков. – Москва: Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН, 2004. – 63 с.
56. Куликов Ю.А. Оценка качества решений в управлении строительством. М.: Стройиздат, 1990. – 144 с.
57. Колосова, Е.В. Методика освоенного объема в оперативном управлении проектами / Е. В. Колосова, Д. А. Новиков, А. В. Цветков. – Москва : НИЦ "Апостроф", 2000. – 156 с.
58. Курулюк, Н. В. Анализ модели базовых потребностей агента / Н. В. Курулюк, А. В. Щепкин // Системы управления и информационные технологии. – 2008. – № 2-1(32). – С. 189-192.
59. Ли Э.Б., Маркус Л. Основы теории оптимального управления. М.: Наука, 1972 – 576 с.
60. Литвак Б.Г. Экспертная информация: методы получения и анализа. М.: Радио и связь, 1982. – 184 с.
61. Литвак Б.Г. Экспертные оценки и принятие решений. М.: Патент, 1996. – 271 с.

62. Лотоцкий В.А. Идентификация структур и параметров систем управления // Измерения. Контроль. Автоматизация. 1991. № 3-4. С.30–38.
63. Лукашин Ю.П. Адаптивные методы краткосрочного прогнозирования / Ю.П. Лукашин. // - М.: Статистика, 1979. – 121с.
64. Макаров И.М. Теория выбора и принятия решений / И.М. Макаров. // - М.: Наука, 1982. – 212с.
65. Матвеев, А. А. Модели и методы управления портфелями проектов / А. А. Матвеев, Д. А. Новиков, А. В. Цветков. – Москва: Издательство "ПМСОФТ", 2005. – 206 с.
66. Месарович М., Мако Д., Такахара И. Теория иерархических многоуровневых систем. М.: Мир, 1973. - 344 с.
67. Мишин С.П. Оптимальное стимулирование в многоуровневых иерархических структурах // Автоматика и Телемеханика. 2004. № 5. С. 96 – 119.
68. Моисеев Н.Н. Элементы теории оптимальных систем. М.: Наука, 1974. - 526 с.
69. Моррис У. Наука об управлении: Байесовский подход. М.: Мир, 1971.
70. Мякишев В.В. Использование методов искусственного интеллекта в САПР. Анализ отечественного и зарубежного опыта / В.В. Мякишев, В.В Тарасов.// - Техническая кибернетика, №1.- 1991.- С. 164-176.
71. Моисеев Н.И. Алгоритмы развития / Н.И. Моисеев. // - М: Наука, 1987. – 86с.
72. Маклаков С.В. Моделирование бизнес-процессов с VPwin 4.0. – М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002 – 224 с.
73. Маклаков С.В. VPwin и Erwin. CASE-средства разработки информационных систем. – М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2000.
74. Николенко С., Кадурин А., Архангельская Е. Глубокое обучение. — СПб.: Питер, 2018. — 480 с.
75. Пузырев, С. А. Теория и практика имитационного моделирования при управлении социально-экономическими системами: монография / С. А. Пузырев. – Воронеж: Научная книга, 2008. – 436 с.

76. Спасенников, В. В. Публикационная активность и продуктивность преподавателей в зеркале наукометрии / В. В. Спасенников, В. М. Сканцев, Н. В. Молчанова // Эргодизайн. – 2022. – № 1(15). – С. 55-65.
77. Сакато Сиро Практическое руководство по управлению качеством продукции (пер. с японск.) – М.: Машиностроение, 1994.
78. Набор данных по трудоустройству.  
<https://www.kaggle.com/datasets/ahsan81/job-placement-dataset>.
79. Никифоров А.Д. Управление качеством. Учебное пособие для вузов. – М.: Дрофа, 2004 – 720 с.
80. Новиков Д.А., Иващенко А.А. Модели и методы организационного управления инновационным развитием фирмы. – М.: КомКнига, 2006. – 336 с.
81. Новиков Д.А., Смирнов И.М., Шохина Т.Е. Механизмы управления динамическими активными системами. М.: ИПУ РАН, 2002. – 124 с.
82. Новиков, Д. А. Модели и механизмы управления образовательными сетями и комплексами / Д. А. Новиков, Н. П. Глотова. – Москва: Институт управления образованием Российской академии образования, 2004. – 142 с.
83. Новиков, Д.А. Механизмы функционирования многоуровневых организационных систем. М.: Фонд "Проблемы управления", 1999. – 161 с.
84. Новиков Д.Н. Механизмы гибкого планирования в активных системах с неопределенностью / Д.Н. Новиков. //- Автоматика и телемеханика, - 1997. - С. 188-125.
85. Новиков Д.А., Петраков С.Н. Курс теории активных систем. М.: СИНТЕГ, 1999. – 108 с.
86. Новиков Д.А., Цветков А.В. Механизмы стимулирования в многоэлементных организационных системах. М.: Апрстроф, 2000. – 143 с.
87. Новиков Д.А. Институциональное управление организационными системами. М.: ИПУ РАН, 2003. – 68 с.
88. Новиков Д.А., Петраков С.Н., Федченко К.А. Децентрализация механизмов планирования в активных системах // Автоматика и Телемеханика. 2000. № 6. С. 120 – 126.

89. Новиков Д.А. Сетевые структуры и организационные системы. М.: ИПУ РАН, 2003. – 102.
90. Основы управления качеством продукции. – М.: Издательство стандартов, 1996.
91. Одинцов, Б. Е. Проектирование экономических экспертных систем. / Под ред. ак. А. Н. Романова. - М., ЮНИТИ, 1996с.
92. Петров, В.Н. Информационные системы СПб. Издательство: - Питер, 2002.-688с.
93. Райзберг, Б.А. Программно-целевое планирование и управление. Учебник /Б.А. Райзберг.//– М.: ИНФА – М, 2002. – 428 с.
94. Розанов, Ю.В. Случайные процессы / Ю.В. Розанов.//– М.: НАУКА, 1971. – 287 с.
95. Розен, В.В. Цель - оптимальность – решение (математические модели принятия оптимальных решений) / В.В. Розен.//– М.: Радио и связь, 1982. – 168 с.
96. Угольницкий, Г.А. Методика сравнительного анализа эффективности способов организации активных агентов и методов управления / Г. А. Угольницкий // Проблемы управления. – 2022. – № 3. – С. 29-39.
97. Угольницкий, Г.А. Математическая постановка задач управления на когнитивных моделях / О. И. Горбанева, А. Д. Мурзин, Г. А. Угольницкий // Проблемы управления. – 2022. – № 5. – С. 25-39.
98. Угольницкий, Г.А. Модель балансирования на грани и её имитационное исследование / Г. А. Угольницкий, В. Е. Черняховская // Инженерный вестник Дона. – 2022. – № 11(95). – С. 166-17.
99. Угольницкий, Г.А. Оценка количественных параметров социальной стратификации на уровне региона: имитационное моделирование / И. А. Белокобыленко, Г. А. Угольницкий // Инженерный вестник Дона. – 2022. – № 11(95). – С. 441-449.
100. Угольницкий, Г.А. Моделирование взаимодействия ВУЗа и его индустриального партнёра / А. Н. Газанчян, Г. А. Угольницкий, В. Ю. Калачев // Инженерный вестник Дона. – 2022. – № 6(90). – С. 68-76.

101. Угольницкий, Г.А. Иерархические динамические модели распределения ресурсов на сетях и их приложения / М. Т. Агиева, А. С. Попова, Г. А. Угольницкий // Системы управления и информационные технологии. – 2020. – № 3(81). – С. 27-30.
102. Угольницкий, Г.А. Модели дискретной оптимизации кадрового состава факультета / А. С. Жмуров, Г. А. Угольницкий, М. Х. Мальсагов // Системы управления и информационные технологии. – 2020. – № 3(81). – С. 9-13.
103. Угольницкий, Г.А. Динамические модели управления мнениями на сетях и их приложения / М. Т. Агиева, Н. С. Догаев, Г. А. Угольницкий // Системы управления и информационные технологии. – 2020. – № 4(82). – С. 68-72.
104. Угольницкий, Г.А. Методология и прикладные задачи управления устойчивым развитием активных систем / Г. А. Угольницкий // Проблемы управления. – 2019. – № 2. – С. 19-29.
105. Щепкин, А. В. Игровой анализ механизмов распределения фонда стимулирования / А. В. Щепкин, С. А. Пузырев // Экономика и менеджмент систем управления. – 2015. – № 2-1(16). – С. 195-204.
106. Extractive Summarization using Continuous Vector Space Models / M. Kageback et al. // Proc. 2nd Workshop on Continuous Vector Space Models and their Compositionality (CVSC)@ EACL, 2024. — P. 31–39.
107. A Hierarchical Recurrent Encoder-Decoder for Generative Context-Aware Query Suggestion / A. Sordoni et al. // Proc. 24th ACM International on Conference on Information and Knowledge Management, New York, NY, USA: ACM, 2020. — P. 553–562.
108. Show, Attend and Tell: Neural Image Caption Generation with Visual Attention / K. Xu et al. // arXiv, 2019, vol. 2, no. 3. — P. 5.
109. Jordan M.I. [Attractor dynamics and parallelism in a connectionist sequential machine]. The Eighth Annual Conference of the Cognitive Science Society, 1999, pp. 531-546, (Amherst, MA.)

110. Ballesteros M., Dyer C., Smith N. A. Improved Transition-based Parsing by Modeling Characters instead of Words with LSTMs // Proc. EMNLP 2015, Lisbon, Portugal: ACL, 2015. — P. 349–359.

111. Baroni M., Zamparelli R. Nouns Are Vectors, Adjectives Are Matrices: Representing Adjective-noun Constructions in Semantic Space // Proc. EMNLP 2010, Stroudsburg, PA, USA: ACL, 2020. — P. 1183–1193.

112. Hierarchical Neural Language Models for Joint Representation of Streaming Documents and Their Content / N. Djuric et al. // Proc. 24th WWW, New York, NY, USA: ACM, 2015. — P. 248–255.

УТВЕРЖДАЮ

Проректор по учебной работе,  
кандидат техн. наук, доцент

Колосов А.И.

«14» июня 2024 г.



## А К Т

Настоящим подтверждаем, что результаты диссертации Аль-Дулаими Омар Хатем Заидана «Интеллектуализация процессов принятия решений в системе управления качеством подготовки обучаемых в организационных корпоративных системах на основе нейросетевых моделей представления знаний», представленной на соискание ученой степени кандидата технических наук по специальности 2.3.4 - управление в организационных системах, а именно:

- Структурная модель корпоративной организационной системы подготовки обучаемых,

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

внедрены в образовательную деятельность факультета «Экономики менеджмента и информационных технологий».

Указанные модели прошли апробацию и внедрены в виде раздела о правилах отбора слушателей на партнерские программы положения «О дополнительном профессиональном образовании в ФГБОУ ВО «Воронежский государственный технический университет»». Проведенные натурно-вычислительные эксперименты показали, что заданный уровень сформированности компетенций на базе нейросетевых моделей представления знаний, позволил повысить качество подготовки обучаемых на 17%.

Заместитель декана факультета

ЭМиИТ

к.т.н., доцент

Н.Ю. Калинина

### СПРАВКА О ВНЕДРЕНИИ

Настоящим подтверждаем, что результаты диссертационного исследования Аль-Дулайми Омар Хатем Заидана «Интеллектуализация процессов принятия решений в системе управления качеством подготовки обучаемых в организационных корпоративных системах на основе нейросетевых моделей представления знаний», а именно:

- 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,

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

внедрены в практическую деятельность ООО «Angels IT» в виде регламента функционирования летней цифровой школы для слушателей и преподавателей университетов, изучающих дополнительные программы на базе учебного центра компании. В результате корректировки методик обучения и более качественного подбора преподавателей модулей количество выпускников программы успешно освоивших курсы увеличилось на 17%.

Директор ООО «Angels IT»



Попов Роман Иванович

3 июня 2024 г.