

Федеральное государственное автономное образовательное учреждение  
высшего образования  
«СИБИРСКИЙ ФЕДЕРАЛЬНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ»

Институт космических и информационных технологий

Кафедра систем автоматики, автоматизированного управления и  
проектирования

УТВЕРЖДАЮ  
Заведующий кафедрой  
\_\_\_\_\_ С.В. Ченцов

« \_\_\_\_ » июля 2020 г.

## **МАГИСТЕРСКАЯ ДИССЕРТАЦИЯ**

### **«РАЗРАБОТКА МОДЕЛИ МЕТАПРЕДМЕТНОГО ИЗУЧЕНИЯ ДИСЦИПЛИН В КОЛЛЕДЖЕ»**

Направление 09.04.02 Информационные системы и технологии  
Магистерская программа 09.04.02.02 Информационные системы и технологии  
в управлении технологическими процессами

Научный руководитель	_____	___.06.2020	доц., д-р техн. наук, доц. Е.Д. Агафонов
Выпускник	_____	___.06.2020	И.А. Кондрат
Рецензент	_____	___.06.2020	зав.НУЛ, д-р техн. наук, доц. С.А. Бронов
Нормоконтролер	_____	___.06.2020	Т.А. Грудинова

Красноярск 2020

## АННОТАЦИЯ

Выпускная квалификационная работа на тему «Разработка модели метапредметного изучения дисциплин в колледже» содержит 49 страниц текстового документа, 44 использованных источника.

Актуальность настоящего исследования обусловлена следующими факторами: слабо обозначена значимость интегрированных курсов в формировании профессиональных компетенций специалистов; недостаточная эффективность процесса подготовки студентов к деятельности в современных условиях и формирования информационно-профессиональной компетентности студентов колледжа с позиций использования интегрированного обучения; необходимость прогнозирования качества образования в ходе учебного процесса и на завершающих этапах.

Задачи исследования: разработать модель связи успеваемости студентов по обеспечивающим дисциплинам и интегрированным курсам для контрольной (стандартной) и обучаемой групп по специальности 09.02.07 «Информационные системы и программирование» и 09.02.04 «Прикладная информатика (по отраслям)».

Проведен анализ планируемого к применению математического аппарата и специализированного программного обеспечения. Была использована статистика по успеваемости среди групп по общим дисциплинам и среди групп профильного цикла (интегрированного курса). Проведен сравнительный анализ по группам, работающим с элементами проектной деятельности. Была сделана попытка построить прогноз успеваемости по общим дисциплинам и по интегрированному курсу.

Ключевые слова: ОБРАЗОВАНИЕ, УСПЕВАЕМОСТЬ, ПРОГНОЗИРОВАНИЕ, СТАТИСТИЧЕСКИЕ МЕТОДЫ, НЕЙРОСЕТЕВЫЕ МОДЕЛИ.

## СОДЕРЖАНИЕ

Введение.....	4
1 Разработка модели метапредметного изучения дисциплин в колледже .....	6
1.1 Метапредметное обучение .....	6
1.2 Интегрированное обучение.....	8
1.3 Цели и задачи исследования .....	9
2 Анализ методов и средств обеспечения образовательного процесса.....	12
2.1 Управление образовательным процессом .....	12
2.2 Прогнозирование качества образования.....	15
3 Выбор методов исследования .....	18
3.1 Методы прогнозирования .....	18
3.2 Виды прогнозирования.....	19
4 Проведение исследований.....	25
4.1 Сводные данные .....	25
4.2 Построение линейной регрессионной модели.....	30
4.3 Опорные дисциплины.....	32
4.4 Интегрированный курс .....	36
5 Выводы .....	38
Заключение .....	42
Список сокращений .....	44
Список использованных источников .....	45

## ВВЕДЕНИЕ

Для повышения качества образовательных услуг и адаптивности образования к рыночному спросу должны быть предъявлены совершенно новые требования к процессу подготовки современного конкурентоспособного специалиста.

Проект Стратегии социально-экономического развития Красноярского края до 2030 года предусматривает переход к экономике нового типа, экономике инноваций и требует формирования качественно нового типа личности - профессионала, обладающего творческим складом ума, способностью к самообучению и самореализации, ответственностью, свободой мышления, высокой степенью адаптивности и профессионализмом.

Задачей образовательных программ средних профессиональных учебных организаций должны стать ориентиры на заказ государства и общества, связь которых с рынком труда и экономикой в целом является прямой и непосредственной. При этом система СПО должна оперативно реагировать не только на текущие запросы, но и быть готовой к подготовке специалистов в среднесрочной и дальней перспективе.

Традиционная система обучения уже не способна удовлетворить потребности государства и общества в технических специалистах, готовых к деятельности при создании и продвижении на рынок инновационных разработок. Одним из факторов недостаточной компетентности выпускаемых студентов является моральное устаревание традиционной системы обучения.

Современные требования актуализируют необходимость повышения качества образования за счет переработки содержания учебных программ и методов преподавания, способных учитывать потребности предприятий в специалистах, их вариативность и междисциплинарность, разработки индивидуальных образовательных траекторий.

На сегодняшний день отмечается перегруженность учебных планов предметами, которые по своей сути не являются фундаментом для новых знаний, низкий уровень связи между изучаемыми дисциплинами. Все изучаемые дисциплины должны быть востребованы в дальнейшей профессиональной деятельности. В связи с этим востребована необходимость создания междисциплинарных курсов, способных помочь студенту ориентироваться в информационных технологиях и легко адаптироваться к изменяющимся условиям рынка труда.

Профессиональному образованию требуется корректировка образовательного пакета. Современная система образования характеризуется переходом к междисциплинарному образованию, что предусмотрено в Федеральных государственных образовательных стандартах среднего профессионального образования. Необходимо сокращение общего числа дисциплин, реализация межпредметных связей и между учебными дисциплинами, и внутри интегрированных курсов и предметов.

Основой междисциплинарной интеграции являются междисциплинарные связи, т.е. применение знаний по одной дисциплине при изучении другой.

Использование интеграции дает возможность оперативно реагировать на изменения потребностей рынка и введения новых направлений подготовки, способствует формированию у выпускника комплекса компетенций, способности анализировать и решать задачи с использованием междисциплинарного подхода, владению методами проектного менеджмента, готовностью к коммуникации и командной работе.

# **1 Разработка модели метапредметного изучения дисциплин в колледже**

## **1.1 Метапредметное обучение**

Рассмотрим некоторые понятия. Метапредметность подразумевает обучение студентов приемам, техникам, схемам, образцам познавательной деятельности, которые могут и должны использоваться не только при изучении различных дисциплин, но и в жизни.

Метапредметными (компетентностными) результатами образовательной деятельности принято считать способы деятельности, применимые как в рамках учебного процесса, так и при выполнении различных видов деятельности с учетом освоенных знаний и умений.

Стандартные образовательные программы должны реализоваться в рамках конкретных специальностей, устанавливать междисциплинарные связи, не допускать дублирования материала в разных дисциплинах одного учебного плана. Должно быть предусмотрено ведение комплексных практических работ, в том числе курсовых работ и проектов [31].

Для методологической основы исследования использовались основополагающие положения выдающихся педагогов.

Задачи углубления знаний и умений рассматривались при определении компетентностного и деятельностного подходов (Э.Ф. Зеер, И.А. Зимняя, Ю.Г. Татур, А.В. Хуторской и др.). Теория междисциплинарной интеграции изложена в работах М.Н. Берулава, М.И. Махмутова, П.И. Самойленко, А.В. Усовой, Н.К. Чапаева и др.

Проблемы создания оптимальной схемы интеграции содержания обучения и методики профессионального образования определены в работах С.Я. Батышева, М.Т. Громкова, А.А. Кива, П.Ф. Кубрушко, В.П. Косырева, В.С. Леднева, А.М. Новикова, П.А. Силайчева, Г.Н. Стайнова и др.

Также были рассмотрены направления личностно-развивающего обучения в работах К. Роджерса, Е.В. Бондаревской, Э.Ф. Зеер, Н.В. Лежневой, В.В. Серикова, И.С. Якиманской.

Научно-методические основы разработки учебных задач были изложены в работах Г.А. Балл, Ю.Н. Кулюткина, Л.М. Фридман, А.Ф. Эсаулова.

Методы проектного обучения изложены в работах С.И. Горлицкой, В.В. Копыловой, Н.В. Матяш, Е.С. Полат, З.И. Равкина, И.Д. Чечель.

Важнейшим ориентиром при создании Федеральных государственных образовательных стандартов стал метапредметный подход в отечественном образовании, который нашел отражение в работах А. В. Хуторского, Н. В. Громыко и Ю. В. Громыко [38].

Метапредметность является способом формирования теоретического и практического мышлений, коммуникативных, личностных, познавательных и регулятивных способов деятельности, способных обеспечить формирование органической картины мира в сознании обучаемого [31].

Подводя итоги анализу вышеизложенного, мы видим, что основу метапредметного подхода составляют следующие постулаты:

— метапредметный подход должен быть акцентирован на систематизации знаний, стимулирующих обучаемого к творческой деятельности, формировании познавательного интереса к обучению;

— метапредметный подход дает возможность формировать личную образовательную траекторию обучения и избежать асинхронности системы организации учебного процесса.

Реализация контекстного и компетентностного подходов определяет необходимость изменений в профессиональной подготовке студентов с учетом происходящих изменений в обществе и экономике, вариативности образовательных программ, использования современных методов и форм обучения, таких как индивидуальной, групповой, проектной.

## 1.2 Интегрированное обучение

Имеется ряд подходов к определению «интеграция в образовательном процессе». В большинстве этих работ прослеживается связь интеграции в образовательном процессе с интеграцией содержания обучения. Имеется много публикаций и исследовательских работ, подтверждающих эффективность интегрированного обучения.

Интегрированное обучение как средство формирования информационно-профессиональной компетентности студентов колледжа хорошо изложено в работах, посвященных проблемам информационной компетентности [4,5].

Результаты интегративного подхода в учреждениях среднего и высшего профессионального образования изложены в работах С.Н. Бабина, М.Н. Берулава, Е.О. Галицких, В.Н. Орловой, Н.М. Яковлева и др. [13].

Во время учебной деятельности происходит формирование профессионально компетентного специалиста, которого выделяет совокупность качеств: образованность, интеллектуальный уровень, социализированность, стремление к самореализации, желание и умение повышать свой уровень знаний, выстраивать свою индивидуальную карьерную траекторию.

Актуальность интеграции образования связана с низким уровнем связи между изучаемыми дисциплинами.

Междисциплинарные курсы должны содержать сведения о новых инновационных технологиях, разработках, методах, готовых к реализации, либо предназначенных к внедрению. При изучении междисциплинарных курсов необходимо обеспечить системность и преемственность знаний при переходе обучающегося с изучения одной дисциплины к другой, исключить возможность дублирования содержания учебных программ.

В работах Э.Ф. Насыровой даны рекомендации при использовании педагогами интегрированного обучения. Некоторые моменты: необходима разработка содержания, требований, учебной нагрузки согласно ФГОС по специальности и корректировка учебного плана специальности с учетом



междисциплинарных связей и интеграции дисциплин; учет всеми преподавателями, работающими на специальности, тематики и преемственности преподаваемой дисциплины, обозначение межпредметных связей [21].

Реализация межпредметных связей как между учебными дисциплинами, так и внутри интегрированных предметов, т.е. применение знаний по одной дисциплине при изучении другой, должна происходить при условии сохранения теоретической и практической целостности каждой дисциплины. Это позволяет расширить образовательное пространство, создать учебную междисциплинарную лабораторию, в которой студент, применяя уже полученные знания по каждой дисциплине, в новых условиях получает возможность реализовать их в профессиональной деятельности.

Продуктивная деятельность должна формироваться при решении задач, в которых представлена реальная ситуация, требующая полноценного анализа условий ситуации и возможности применения адекватного метода решения.

### **1.3 Цели и задачи исследования**

В данной работе мы проанализируем содержание метапредметных компетенций ФГОС, технологию интегрированного обучения, выявим особенности организации учебного процесса, способствующих развитию метапредметных компетенций студентов на основе интеграции учебных дисциплин, предоставим разработку модели использования интегрированных занятий по дисциплинам технического цикла.

Сегодняшний специалист должен быть профессионально ориентирован, обладать разносторонними профессиональными умениями и компетенциями, быть готовым постоянно обновлять уже полученные знания, возможно включая несколько ступеней образования. Необходимо уметь интегрировать их в реальной практике.

Ориентиром должно быть освоение следующих важных компетенций: умение работать в команде, коммуникационные навыки, адаптивность, способность системно мыслить, работать с большими объемами информации, приобретение навыков работы и управления проектами, способность к принятию нестандартных решений.

Преподаватель обязан сформировать у студента интерес к тому, что ему нужно освоить и оказывать помощь в концентрации на выполняемых заданиях.

Оценив несомненную значимость перечисленных исследований, к сожалению, я столкнулась с проблемой недостаточной разработанности научно-методических и теоретических основ проектирования и реализации интегрированных курсов только в отношении среднего профессионального обучения, в отличие от более полноценного описания проблем и методов решения в высших учебных заведениях.

Для решения поставленных задач исследования планируется использование методов: сбор, обработка, анализ и интерпретация результатов исследования.

В качестве теоретических методов исследования – изучение и анализ научной литературы; обобщение; теоретическое моделирование.

Эмпирические методы – наблюдение (включенное, открытое и скрытое, непосредственное и опосредованное); диагностика формирования профессиональных компетенций студентов в учебном процессе в ходе использования проектной деятельности на интегрированных занятиях.

Методы математической статистики для сравнительного анализа данных по использованию методов проектного обучения в процессе интегрированного обучения дисциплинам в колледже (выборка статистических данных за 2-3 года) в сравнении с беспроектным методом. Обработка, анализ и интерпретация результатов исследования.

Для практической части исследовательской работы предполагается сделать следующее:

— Провести анализ планируемого к применению математического аппарата и специализированного программного обеспечения.

— Собрать статистику по успеваемости среди групп по общим дисциплинам и статистику по успеваемости среди групп профильного цикла (интегрированного курса);

— Провести сравнительный анализ по группам, работающим с элементами проектной деятельности.

Выводы по главе 1. Был проведен анализ научной и педагогической литературы по теме метапредметного обучения. Выявлен ряд проблем, касающихся образовательных учреждений среднего профессионального образования. Отмечена важность интегрированного обучения в колледжах с целью формирования и развития у студентов профессиональных компетенций для их дальнейшей востребованности на рынке труда в условиях постоянно меняющейся ситуации в экономике. Определены задачи практической части исследовательской работы.

## **2 Анализ методов и средств обеспечения образовательного процесса**

### **2.1 Управление образовательным процессом**

В процессе работы мною были изучены многие материалы, относящиеся к обозначенной теме в виде патентов, документов на интеллектуальную собственность. Приведем некоторые выборки.

1) Способ оптимизации программы обучения. Заявка: 99119810/28, 14.09.1999.

Авторами программы являются Карпенко М.П., Карпенко О.М., Чмыхов А.Н., Чмыхова Е.В. (Патентообладатель(и): Современный гуманитарный институт) предложена оптимизация программы обучения за счет того, что при выборе обозначенных программ обучения или учебных материалов фиксируются перечни условных единиц знаний, содержащихся в каждом из них. Определяется количество условных единиц знаний, усваиваемое обучаемым за время обучения по данной программе обучения. Обработанные результаты и анализ обеспечивают повышение эффективности программы обучения.

2) Авторами Руденко Ю. С. (RU), Парфеновой М. Я. (RU), Маликовым С. Н. (RU) представлен «Способ оценки соответствия компетенций обучаемого заданному уровню».

Заявка: 2017109927, 13.03.2017

Патентообладатель(и): Частное образовательное учреждение высшего образования "Московский Университет им. С.Ю. Витте" (RU).

Данный способ позволяет автоматизировать процесс проверки гипотезы об отсутствии корреляции ответов обучаемых с ответами, полученными по эталонной модели путем преобразования ответов обучаемых в сигнал, сравниваемый с пороговым уровнем. Теоретическим обоснованием выбора порогового значения является модификация метода проверки статистических гипотез на основе выявления ранговой корреляции.

3) Способ управления учебным процессом на основе оценки компетенций обучающихся. Заявка: 2015154426, 18.12.2015.

Автор(ы): Руденко Юрий Семенович (RU), Бродунов Андрей Николаевич (RU).

Патентообладатель(и): Частное образовательное учреждение высшего образования «Московский Университет им. С.Ю. Витте» (RU).

Описанный способ несомненно можно отнести к области информационных технологий, используемых для управления учебным процессом на основании непрерывной текущей оценки знаний, умений и навыков по каждой из компетенций обучаемых. Также помогает найти применение в образовательных учреждениях для приведения компетенций обучаемых в соответствие с требованиями федеральных государственных образовательных стандартов.

4) Способ организации и ведения мониторинга качества учебной работы преподавателей. Заявка: 2016134829, 25.08.2016.

Автор(ы): Григораш Олег Владимирович (RU), Трубилин Александр Иванович (RU).

Патентообладатель(и): Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования "Кубанский государственный аграрный университет имени И.Т. Трубилина" (RU).

Заявленное изобретение относится к области образовательных систем с аудиовизуальными и компьютерными технологиями и может быть использовано для ведения мониторинга учебной деятельности преподавателей с целью улучшения качества преподавания.

Согласно изобретению в качестве субъекта используют базу данных преподавателя, в личную карту которого на центральном компьютере дополнительно вводят блоки базы данных: «Количество и название дисциплин», «Объем аудиторных занятий по дисциплинам», «Мониторинг базы данных преподавателя в виде сводной таблицы «Учебная нагрузка», а в качестве блока для слежения за преподавателем после каждого определенного

периода времени его деятельности и блока для формирования базы данных состояния деятельности каждого преподавателя используют блоки: «Дисциплина», «Электронные журналы посещаемости обучаемых», «Промежуточная аттестация обучаемых» и «Электронные экзаменационные и зачетные ведомости».

При этом модуль «Результаты мониторинга базы данных деятельности преподавателей» помещают на центральном компьютере и создают в нем блоки: «Обработка результатов контроля, получение исходных данных для программы ЭВМ», «Программа для ЭВМ» и «Ранжирование результатов учебной работы преподавателя».

Заявленный способ актуален для расширения функциональных возможностей организации и ведения мониторинга базы данных субъектов с целью повышения объективности и точности оценки качества деятельности, в частности учебной работы в вузе или в среде кампуса, где несколько корпусов образуют учебный комплекс и взаимосвязаны через локальную связь.

5) Прогнозирование успеваемости учащихся с использованием искусственных нейронных сетей. Источник: ICEMST 2014: International Conference on Education in Mathematics, Science & Technology/The Eurasia Proceedings of Educational & Social Sciences (EPESS), 2014, Том 1, с. 68-72.

Автор(ы): Sonja Isljamovic, Milija Suknovic

В данном исследовании отражено использование искусственных нейронных сетей для раннего прогнозирования успеваемости студентов на основе результатов экзаменов на первом курсе обучения. Ранний прогноз помогает преподавателям определить студентов, которые обладают потенциалом для прохождения продвинутых курсов, а также студентов, которые нуждаются в дополнительном образовании для улучшения своих знаний. С другой стороны, разработанная система может быть полезной для студентов, чтобы они могли оценить свои будущие успехи в учебе и своевременно определить, нужны ли им дополнительные усилия для достижения желаемого успеха.

б) Отбор информативных признаков, влияющих на отчисление студентов механико-математического факультета. Источник: [http://masters.donntu.org/2019/fknt/goncharov\\_k/library/index.htm](http://masters.donntu.org/2019/fknt/goncharov_k/library/index.htm)

Автор(ы): Посохина К.А., Русаков С.В.

В данном исследовании предложен алгоритм отбора информативных признаков, основанный на использовании нейронной сети с представлением результатов применения метода к задаче анализа отчисления студентов механико-математического факультета.

## **2.2 Прогнозирование качества образования**

Реализация компетентностного подхода в учебном процессе выявляет актуальную проблему оценки уровня сформированности компетенций студента.

Точная оценка междисциплинарных компетентностей формируется из определения знаний по одной или нескольким дисциплинам, показывающих уровень усвоения и дающих возможность вычислять коэффициент корреляции между результатами по стандартным и обеспечивающим дисциплинам.

Процессам, протекающим в системе образования, требуется постоянная объективная оценка с целью корректировки и управления качеством образования. Прогнозирование показателей качества образования необходимо использовать на всех этапах обучения.

Качество образования определяется многообразием форм и методов подготовки, освоением новых педагогических технологий, квалификацией преподавательского состава, использование ими вариативных учебных программ, соблюдением преемственности изучаемых дисциплин.

Рассмотрим работы, посвященные прогнозированию качества образования.

Прошкина Е. Н., Балашова И. Ю. в статье «Анализ и прогнозирование успеваемости студентов на основе радиальной базисной нейронной сети»

рассматривает возможность применения радиальных базисных нейронных сетей для решения задачи прогнозирования успеваемости студентов [26].

Рассмотрен принцип функционирования простейшей нейронной сети радиального типа с многомерной интерполяцией. Для моделирование радиальной нейронной сети используется математический пакет прикладных программ Matlab. Результаты проведенного эксперимента подтверждают эффективность разработанной методики.

В работе Федяева О.И. описана нейросетевая модель обучения студентов для агентной системы моделирования рынка труда.

Модель позволяет имитировать процесс передачи профессиональных навыков и знаний по отдельным дисциплинам в зависимости от личностных характеристик студентов. Система смоделирована на основе искусственных агентов, позволяет анализировать процесс подготовки молодых специалистов и прогнозировать возможность их дальнейшего трудоустройства [34].

В качестве среды моделирования искусственных нейронных сетей использовался пакет Neural Network Toolbox, входящий в стандартную поставку MATLAB.

Вай Ян Мин в работе «Применение нейронных сетей для контроля и прогнозирования результатов учебного процесса в вузе» считает проблему прогнозирования педагогических систем важнейшим условием организации эффективного обучения и воспитания.

Для совершенствования системы образования вопрос использования прогнозов в учебном процессе становится все более актуальным. Компьютерные интеллектуальные системы поддержки дают возможность с большой точностью описывать педагогические процессы и явления.

Для исследования были использованы данные студентов одной группы по каждому предмету. В пакете MATLAB использовался специальный тулбокс (Neural Network Toolbox), с помощью которого и появилась возможность построения искусственных нейронных сетей.



С помощью накопительной бальной системы собирались параметры успеваемости в предыдущем семестре: оценки за экзамен, посещаемость, активность, оценки по лабораторной и контрольной работе. Использование нейронной сети дало возможность получить результаты прогнозирования успеваемости студентов по математике в следующем семестре. Основным фактором параметров в этой задаче были определены оценки за экзамен по математике.

Далее происходило обучение сети несколько раз до получения значений, близким к точным результатам успеваемости прошлого семестра. На следующем этапе обучения симулировали сеть и прогнозировали оценки студентов в следующем семестре.

Предварительные результаты исследования на программных моделях показывают правильность предложенных идей по решению поставленной задачи. Используя данную модель обучения, далее будут разработаны искусственные программные агенты, которые в комплексе будут моделировать динамику процессов обучения группы студентов и их трудоустройство [10,11].

Выводы по главе 2. Проведен анализ методов и средств обеспечения образовательного процесса. Были изучены материалы по разработкам в виде патентов, научных статей, описывающих возможности учебных организаций ведения мониторинга учебного процесса, выявления проблематических ситуаций, построения прогноза успеваемости студентов, итогом которого является возможность построения различных моделей дальнейшего развития, что несомненно способствует повышению качества образования и уровню сформированности компетенций выпускников.

### **3 Выбор методов исследования**

#### **3.1 Методы прогнозирования**

Метод прогнозирования выбрать сложно, так как каждый из них имеет несомненные достоинства и минусы.

В нашей работе мы используем метод дискриминантного анализа, который позволяет выделить ключевые характеристики успеваемости студентов. Метод оптимизации используем для распределения усилий в процессе обучения [23].

Прогнозирование позволит выявить и изучить возможные альтернативы будущего развития организации. Для прогнозирования чаще всего применяются формализованные количественные методы и методы экспертных оценок [25,26,28].

Связь между уровнем знаний и умений студентов по общепрофессиональным и специальным дисциплинам в зависимости от обеспечивающих курсов можно установить с помощью многофакторной линейной регрессионной модели [41].

Кластерный анализ позволяет производить разбиение объектов по целому набору признаков, а именно: уровень базовых знаний студентов, уровень сформированных компетенций, количество пропусков занятий. Для каждого кластера определяются эталонные значения параметров как усредненные данные по каждой типологической группе студентов. Эталонные значения используются в качестве центров будущих кластеров, вокруг которых группируются наиболее близкие объекты по значениям выбранных параметров.

Дискриминантные модели заранее определяют факторные признаки, используют их для классификации студентов по успеваемости. Модель оптимально разделяет множество объектов на подмножества и проводит классификацию новых объектов, что необходимо для корректировки основных признаков.

Математические модели, построенные по принципу организации и функционирования нейронных сетей на сегодняшний день очень востребованы. Нейронная сеть выявляет сложные зависимости между входными данными и выходными, а также выполняет обобщение полученных данных. После обучения сети предоставляется прогноз будущего значения некой заданной переменной на основе нескольких предыдущих значений. Прогнозирование результатов возможно, если предыдущие изменения действительно в какой-то степени определяют будущее.

Учебному процессу постоянно требуется объективная оценка промежуточной, текущей и итоговой успеваемости студентов. Для определения показателей качества образования на всех этапах целесообразно использовать прогнозирование.

Это поможет определить квалификацию преподавательского состава, его профессионализм, заинтересованность или «выгорание», готовность использовать современные образовательные технологии и соответственно определить базовый, текущий и итоговый уровень знаний и умений студентов, методы контроля их учебных достижений компетенций.

Для решения задач прогнозирования успеваемости, грамотной организации проведения учебных занятий, более эффективного использования имеющихся ресурсов, выстраивания алгоритма оптимального учебного процесса можно использовать процедуру моделирования.

### **3.2 Виды прогнозирования**

Различают экспертное и формализованное прогнозирование.

При экспертном прогнозировании используется математический аппарат, который является лишь вспомогательным вычислительным инструментом. Основой же являются знания и интуиция эксперта, отсюда и название методов – интуитивные.

К таким методам можно отнести:

- метод экспертных оценок;
- метод исторических аналогий;
- метод предвидения по образцу;
- нечеткая логика;
- сценарное моделирование «что – если»;

При формализованном прогнозировании используются математические модели с выявлением и учетом закономерности процесса.

Представим некоторые из классов моделей:

- авторегрессионные модели (auto regressive model, AR)
- нейросетевые модели (artificial neural network, ANN)
- модели на базе цепей Маркова (Markov chain)
- классификационно-регрессионные деревья (classification and regression trees, CART)
- метод опорных векторов (support vector machine, SVM)
- генетический алгоритм (genetic algorithm, GA)
- модель на основе передаточных функций (transfer function, TF)
- формализованная нечеткая логика (fuzzy logic, FL)

Методы делят на две группы: интуитивные и формализованные (рисунок 3.1).



Рисунок 3.1 - Методы прогнозирования

В настоящее время интуитивные методы прогнозирования находят применение в многих отраслях и направлениях: маркетинге, экономике, политике.

Формализованные модели определяют такую математическую зависимость, которая позволяет вычислить будущее значение процесса, то есть сделать прогноз.

На рисунке 3.2 представлена общая классификация моделей. Модели делятся на две группы: модели предметной области и модели временных рядов.

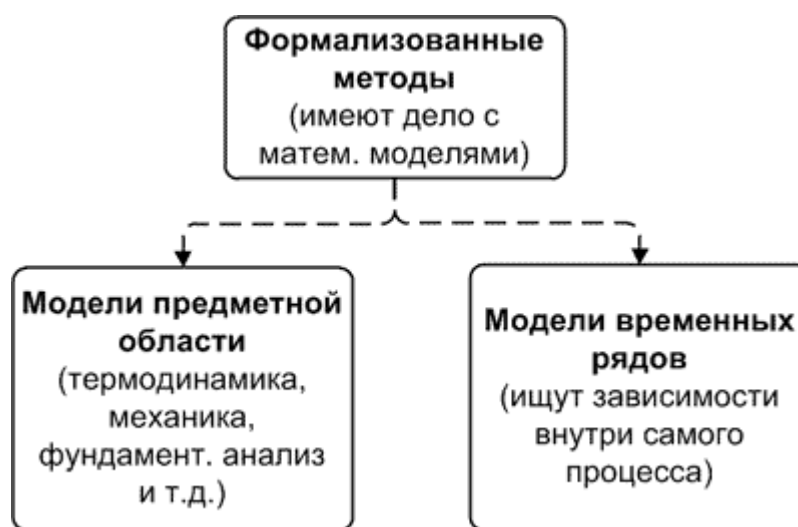


Рисунок 3.2 - Формализованные методы

Для модели предметной области характерно использование законов предметной области. В качестве примера, модель прогнозирования погоды на определенный период содержит уравнения динамики жидкостей и термодинамики. Прогноз развития популяции строится на модели, опираясь на дифференциальные уравнения. Как правило, в таких моделях рассматриваются зависимости, характерные для конкретной предметной области. Для таких моделей важен индивидуальный подход в разработке.

Модели временных рядов способны определить зависимость будущего значения от прошлого внутри исследуемого процесса и на этой зависимости составить прогноз. Эти модели универсальны для различных предметных областей и не зависят от природы временного ряда. Нейронные сети

используются для построения прогноза температуры воздуха, а после аналогичную модель на нейронных сетях можно применить для прогноза биржевых индексов.

На рисунке 3.3 представлены модели временных рядов.

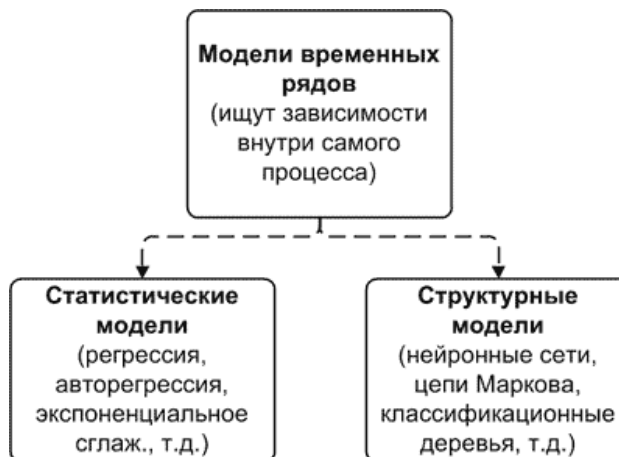


Рисунок 3.3 - Модели временных рядов

В статистических моделях зависимость будущего значения от прошлого задается в виде некоторого уравнения [3]. К ним относятся:

- регрессионные модели (линейная регрессия, нелинейная регрессия);
- авторегрессионные модели (ARIMAX, GARCH, ARDLM);
- модель экспоненциального сглаживания;
- модель по выборке максимального подобия;

В структурных моделях зависимость будущего значения от предыдущего задается в виде некоторой структуры и правил перехода по ней. К ним относятся:

- нейросетевые модели;
- модели на базе цепей Маркова;
- модели на базе классификационно-регрессионных деревьев.

Рассмотрим методы прогнозирования. На рисунке 3.4 представлены методы прогнозирования.

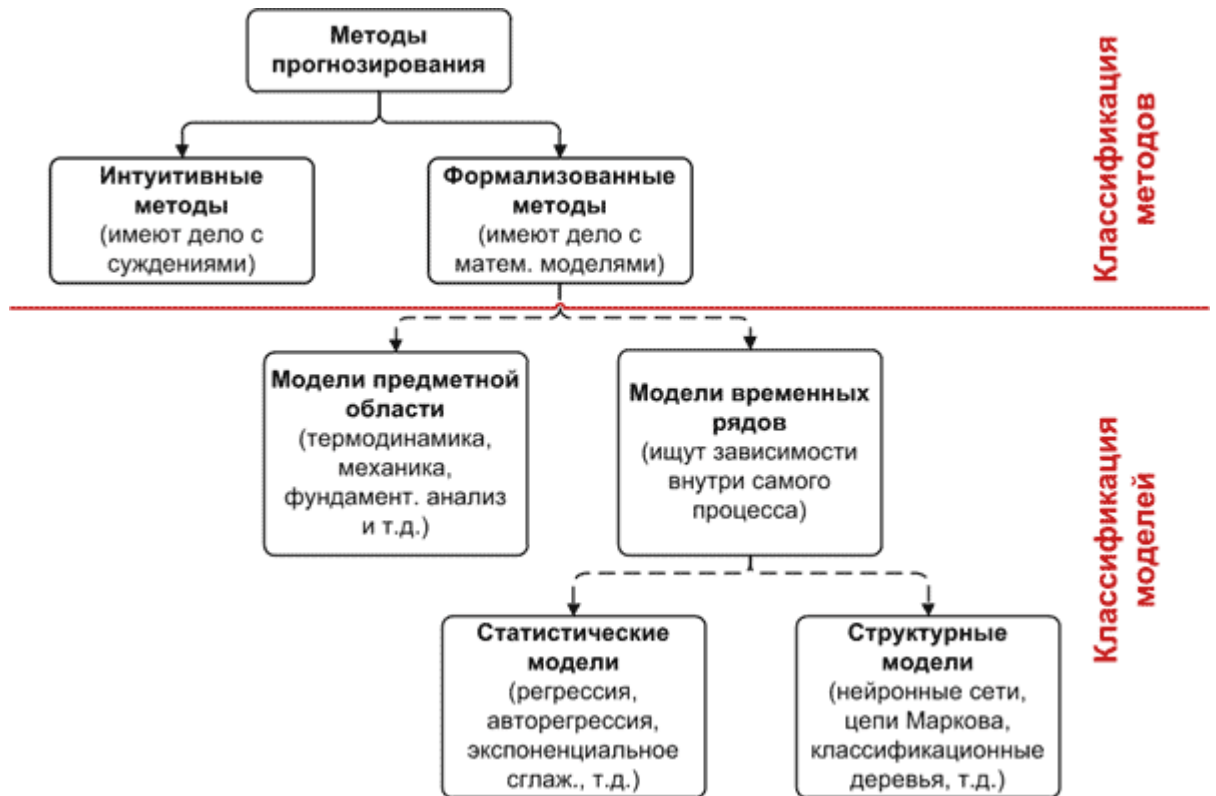


Рисунок 3.4 - Методы прогнозирования

Среди задач, решаемых с помощью нейронных сетей (пакет Data Mining), будем рассматривать такие, как классификация, прогнозирование, кластеризация.

**Классификация.** Обучение с учителем. Примерами задач классификации могут быть распознавание текста, распознавание речи, идентификация личности. Рассмотрим коротко эти понятия.

Для нейронной сети задача прогнозирования заключается в нахождении наилучшего приближения функции, заданной конечным набором входных значений (обучающих примеров). Например, задача восстановления пропущенных значений [25].

**Кластеризация.** Обучение без учителя. В качестве примера может быть задача сжатия информации путем уменьшения размерности данных, например, самоорганизующимися картами Кохонена.

Для прогнозирования успеваемости студентов наиболее часто используются регрессионные модели, методы кластерного анализа и методы, основанные на дискриминантных моделях.

Связь между успеваемостью студентов по определенным дисциплинам, оценками за итоговую государственную аттестацию, уровнем полученных знаний и формой обучения может представить многофакторная линейная регрессионная модель.

Для прогнозирования в дискриминантных моделях сначала необходимо выделить факторы, оказывающие влияние на успеваемость (например, получение стипендии, заинтересованность в будущей профессии, будущий карьерный рост) и выполнить классификацию студентов на их основе. Также выделяются факторы, которые влияют на улучшение качества образования (например, съемное жилье, с кем проживает студент, семейное положение). Разделение исследуемых объектов на подмножества дает возможность для создания классификации новых объектов.

Статистический метод дискриминантного анализа используется для определения переменных, когда зависимая переменная принимает дискретные значения (например, зачет – не зачет).

Входная информация поступает в сеть в виде данных, сконцентрированных в базах данных (статистические данные, результаты тестирования или опроса студентов и преподавателей и др.) и используется в процессе обучения нейронной сети; для накопления знаний применяются синоптические веса – связи между искусственными нейронами. Определяется количество слоев и количество элементов (нейронов) в каждом слое.

Выводы по главе 3. Для прогнозирования были рассмотрены и изучены математические модели пакета Statistica, в частности, многофакторная линейная регрессионная модель. Было отмечено, что нейросетевые технологии позволяют выявить влияние на успеваемость студентов множества факторов.



## 4 Проведение исследований

### 4.1 Сводные данные

Для проведения исследования нам понадобятся следующие данные:

- Общая динамика по всем группам оценка;
- Оценка по дисциплинам;
- Конкретные группы.

Искусственные нейронные сети (ИНС) по своей структуре, функции и обработке данных схожи с биологическими нейронными сетями и представляют собой относительно хороший метод, решающий проблему классификации и прогнозирования. ИНС представляет собой набор математических моделей, которые могут имитировать некоторые характеристики биологических нейронных систем и имеют сходство с адаптивным человеческим обучением.

Они состоят из большого количества связанных нейронов (элементов обработки), соединенных их связями, содержащими проницаемые (весовые) коэффициенты, которые, в зависимости от их роли, аналогичны синапсам. Нейроны организованы в три уровня: входной слой, один или несколько скрытых и выходной слой. ИНС обрабатывает информацию, подобно биологическим нейронным сетям, с возможностью запоминания, изучения и устранения ошибок с высокой скоростью получения решения, чтобы нейронные сети могли быть использованы для решения сложных задач, таких как классификация и прогнозирование.

В данном исследовании предложено изучить роль интегрированных курсов в изучении дисциплины «Проектная деятельность», которая является обеспечивающей дисциплиной при изучении дисциплин технического цикла.

Нашей задачей было проследить динамику изучения успеваемости студентов с применением интегрированного курса и по стандартной форме обучения.

Проведение анализа и построения регрессионной модели по влиянию обеспечивающего курса на успеваемость студентов можно проводить по данным групп, обучающимся по стандартной форме обучения и с внедрением интегрированного курса. Построение статистических моделей проводилось с использованием пакета прикладных программ «Statistica» и модуля Data Mining.

Для работы использовались данные сводных таблиц успеваемости студентов за разные группы обучения. В целях защиты персональных данных в работе представлены только выборочные данные.

Рассматривались данные по успеваемости по разным дисциплинам групп со стандартной формой обучения и групп, которые проходили интегрированный курс, который включал дисциплины по проектной деятельности. В дальнейшем будем понимать под стандартной группой, группу, которая обучалась по стандартной форме обучения. Под интегрированной группой – группу проходившую интегрированный курс, включающий процессы проектной деятельности. Задача состояла в выявлении влияния интегрированного курса на повышение качества успеваемости.

На рисунке 4.1 приведены сводные данные по стандартным и обучающимся группам.

	1	2	3	4	5	6
	группа	годы обучения	средний бал	ГИА	форма обучения	уровень знаний
1	Пи 7	2011-2014	4,271905	4,190476	обучаемая	проект
2	Пи 8	2012-2014	4,022143	4,214286	обучаемая	проект
3	Пи 9	2015-2016	4,099655	4,241379	обучаемая	проект
4	Пи 1-16	2016-2019	4,161	3,95	обучаемая	проект
5	Пи 2-16	2016-2019	4,088095	4,47619	обучаемая	проект
6	Пи 3-16	2015-2016	3,986	4,5	стандартная	зачет
7	Пи 10	2014-2015	4,254	4,25	обучаемая	проект
8	Пи 11	2014-2015	4,148333	4,055556	стандартная	зачет
9	Пи 13	2015-2016	4,03	3,82	стандартная	зачет
10	ИСО 1	2014-2015	4,266429	4,5	стандартная	зачет
11	Ис 1-16	2016-2019	4,25875	4	стандартная	зачет
12	9 ИС 11	2015-2019	3,707143	4,285714	стандартная	зачет

Рисунок 4.1 - Сводная таблица групп

Мы видим, что в определенные периоды обучения идет всплеск как среднего бала, так и итоговой государственной оценки. К сожалению, не всегда была возможность использовать интегрированный курс. После проведенного анализа мы наблюдаем разброс итоговых оценок в зависимости от годов обучения. Данные анализа представлены на рисунке 4.2.

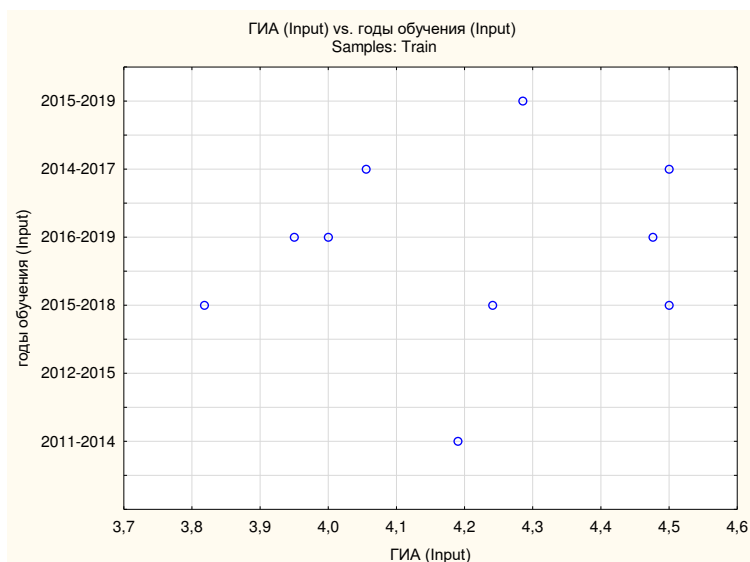


Рисунок 4.2 - Динамика изменения итоговых оценок по годам обучения

Такая же динамика представлена по динамике среднего бала на рисунке 4.3.

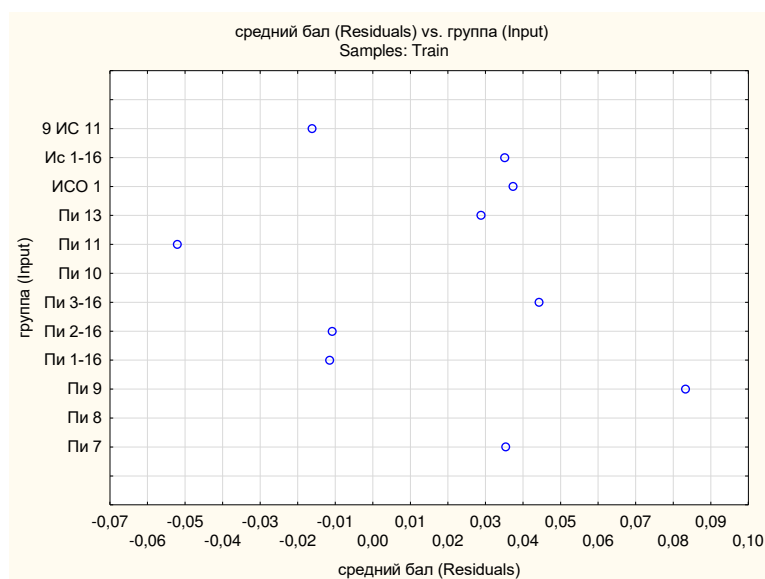


Рисунок 4. 3 - Динамика изменения среднего бала по группам

Динамика изменения среднего бала по годам обучения представлена ниже на рисунке 4.4.

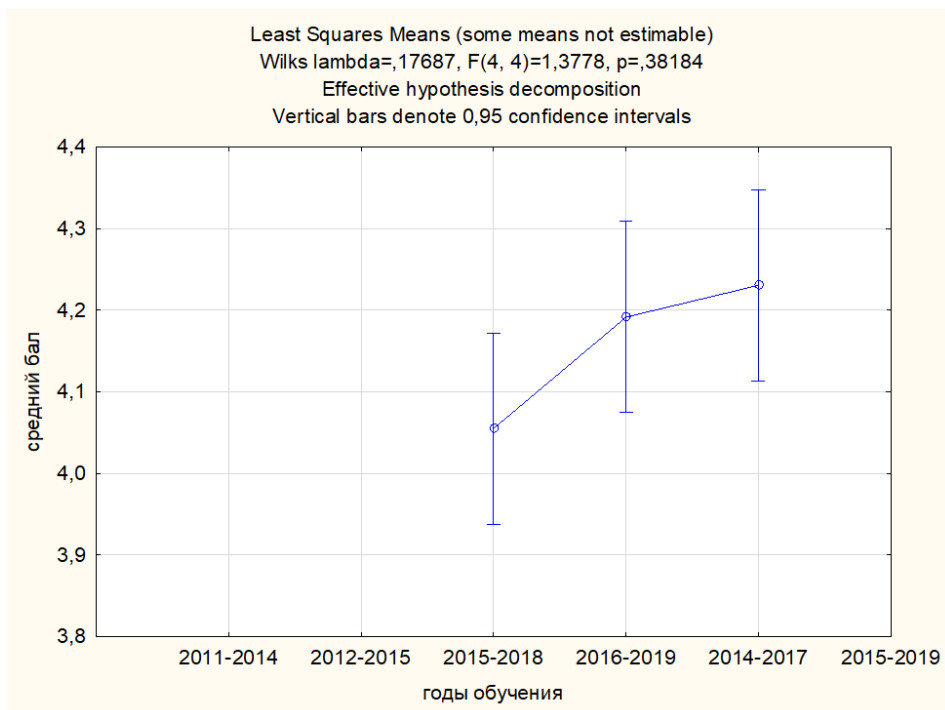


Рисунок 4.4 - Динамика изменения среднего бала по годам обучения

Наиболее показательными являются периоды обучения 20155-2017 гг.

Также была рассмотрена динамика изменения ГИА по годам обучения, рисунок 4.5.

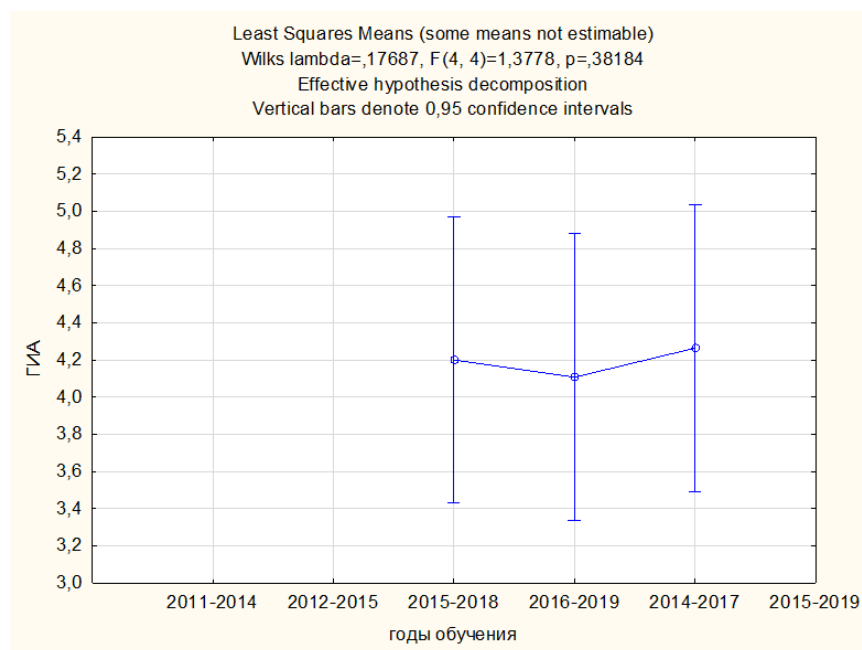


Рисунок 4.5 - Динамика изменения ГИА по годам обучения

При оценке качества обучения студентов необходимо учитывать получаемый студентами уровень компетенций, а именно:

- уровень сформированности компетенции;
- степень изучения материала;
- результат выполненного задания.

В связи с этим определяются уровни знаний:

- начальный уровень - знания учебного материала;
- базовый уровень – умения для применения полученных знаний;
- углубленный уровень – личностный рост при использовании собственных эффективных методов в разработках.

На следующем графике прослеживается преимущество качество знаний, полученных при разработке программ и проектов в сравнении со знаниями, оцениваемыми оценкой за зачет (рисунок. 4.6). Выполнение итоговых заданий в виде разработки проектов или создания программ безусловно показывают большую заинтересованность и ответственность студентов за результаты своих разработок.

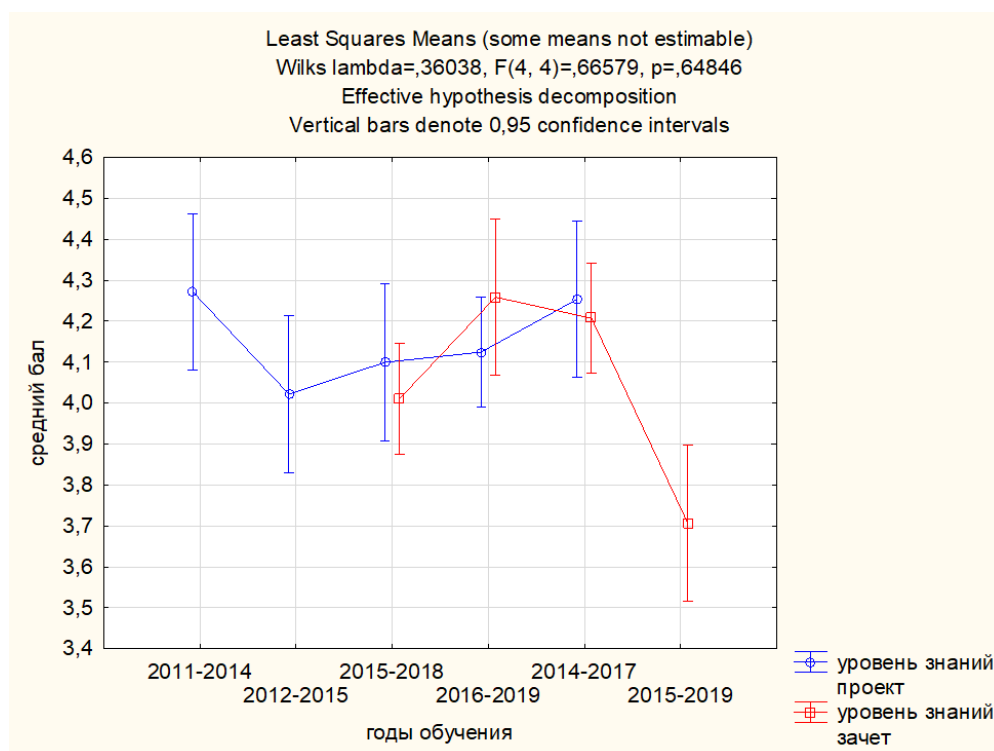


Рисунок 4.6 - Сравнение уровней знаний стандартной и обучаемой групп

Для выявления связи обеспечивающего (интегрированного) курса и специальных дисциплин были выбраны две группы: стандартная и обучаемая. Использовался модуль Multiple Regression в Меню Statistics.

Данные с выбранными дисциплинами по группе стандартной формы обучения приведены на рисунке 4.7.

9 ИС 1-11											
1 Var1	2 оценка за диплом	3 операц ионн ые системы	4 МДК.02.01 Информационные технологии и платформы разработки информационных систем	5 МДК.02.02 Управление проектами	6 ПП.02.01 Платформы разработки информационн ых систем	7 ПП.02.02 Создание прикладных информационн ых систем	8 станд\об учаемая	9 уровень знаний	10 форма	11 средний бал	
1	Бабич Елена	4	4	4	5	5	4	1	знания	экзамен	4.22
2	Болод Зинаида	4	4	4	5	4	5	1	умения	услуга	4.3
3	Домнич Всеволод	3	3	4	4	4	4	2	знания	экзамен	3.76
4	Иванов Никита	5	5	3	3	2	4	1	знания	экзамен	3.07
5	Иняткин Вадим	4	3	3	3	3	3	2	знания	экзамен	3.02
6	Картавых Никита	4	4	4	4	3	4	1	личный проект	проект	4.13
7	Малоховский Никита	5	5	4	4	4	4	2	личный проект	проект	5
8	Полещук Надежда	3	5	5	5	5	5	1	умения	услуга	3.8
9	Спицын Александр	3	4	4	4	4	4	2	знания	экзамен	4.91
10	Тележникова Оксана	4	5	5	5	4	5	1	умения	услуга	3.63
11	Турсунов Бегзодбек	5	5	4	4	4	4	2	личный проект	проект	3.63
12	Тюрюков Егор	5	3	3	4	4	4	2	личный проект	проект	3.54
13	Хайруллина Алина	4	4	5	4	4	4	2	личный проект	проект	3.9
14	Чиндеков Максим	3	4	4	4	4	4	2	знания	экзамен	4.04

Рисунок 4.7 - Данные стандартной группы обучения

## 4.2 Построение линейной регрессионной модели

Регрессионный (линейный) анализ строится на определении связи между зависимой переменной  $y$  и одной или несколькими независимыми переменными  $x_1, x_2, \dots, x_i$ . Независимые переменные являются регрессорами, а зависимые переменные – критериальными переменными. Регрессия обычно представлена в виде линейной функции

$$y = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_ix_i,$$

которая находится с помощью метода наименьших квадратов.

Рассмотрим распределение влияния выбранных дисциплин технического профиля на оценку диплома в группе стандартного обучения (рисунки 4.8-4.11).

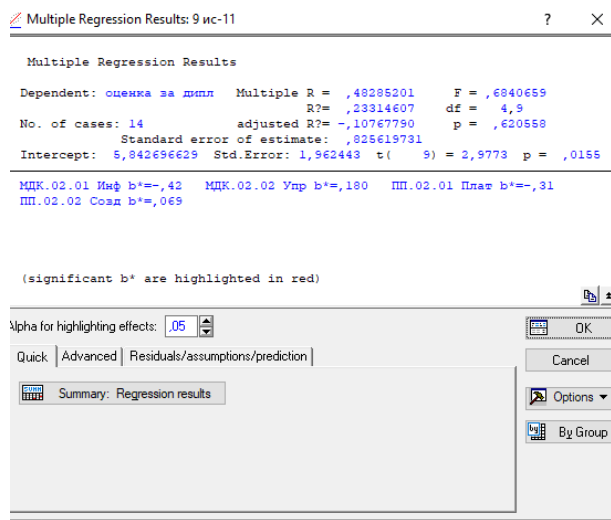


Рисунок 4.8 - Распределение влияния дисциплин на оценку диплома в стандартной группе

		Regression Summary for Dependent Variable: оценка за диплом (9 ис-11) R= ,48285201 R <sup>2</sup> = ,23314607 Adjusted R <sup>2</sup> = ----- F(4,9)=,68407 p<.,62056 Std.Error of estimate: ,82562					
		b*	Std Err. of b*	b	Std. Err. of b	t(9)	p-value
N=14	Intercept			5,842697	1,962443	2,977256	0,015519
	МДК.02.01 Информационные технологии и платформы разработки информационных систем	-0,418417	0,424247	-0,483146	0,489878	-0,986257	0,349778
	<b>МДК.02.02 Управление проектами</b>	0,180426	0,921835	0,213483	1,090730	0,195725	0,849173
	ПП.02.01 Платформы разработки информационных систем	-0,308938	0,627606	-0,314607	0,639123	-0,492248	0,634328
	ПП.02.02 Создание прикладных информационных систем	0,068904	0,651416	0,101124	0,956018	0,105776	0,918080

Рисунок 4.9 - Корреляция по оценке за диплом по всем дисциплинам в стандартной группе

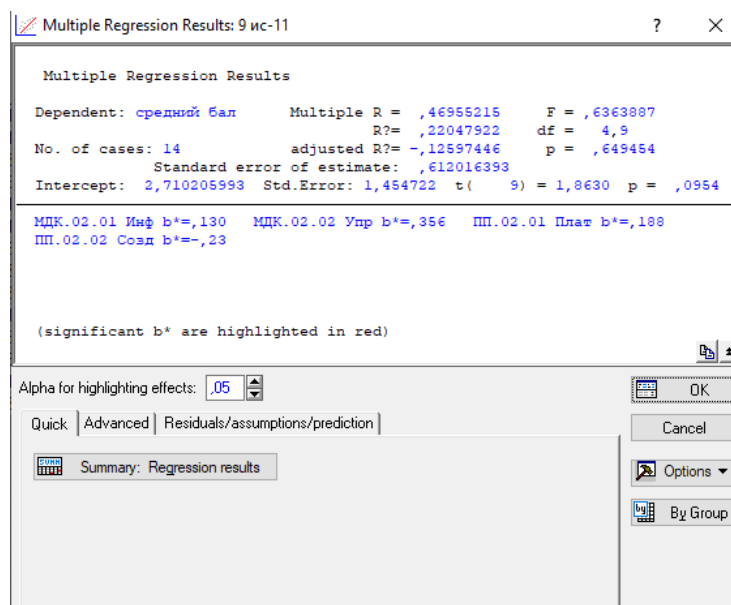


Рисунок 4.10 - Распределение влияния дисциплин на средний бал в стандартной группе

Regression Summary for Dependent Variable: средний бал (9 ис-11) R= ,46955215 R <sup>2</sup> = ,22047922 Adjusted R <sup>2</sup> = ----- F(4, 9)=,63639 p<,64945 Std.Error of estimate: ,61202						
	b*	Std. Err. of b*	b	Std. Err. of b	t(9)	p-value
N=14						
Intercept			2,710206	1,454722	1,863040	0,095350
МДК.02.01 Информационные технологии и платформы разработки информационных систем	0,129612	0,427737	0,110037	0,363138	0,303019	0,768763
<b>МДК.02.02 Управление проектами</b>	<b>0,355614</b>	<b>0,929418</b>	<b>0,309363</b>	<b>0,808538</b>	<b>0,382621</b>	<b>0,710881</b>
ПП.02.01 Платформы разработки информационных систем	0,187535	0,632768	0,140412	0,473770	0,296372	0,773671
ПП.02.02 Создание прикладных информационных систем	-0,234571	0,656774	-0,253109	0,708678	-0,357156	0,729206

Рисунок 4.11 - Корреляция по среднему баллу в стандартной группе

### 4.3 Опорные дисциплины

Выявляем две опорные дисциплины, оказывающие наиболее полное влияние. Необходимо определить зависимую переменную и две независимые переменные.

В качестве зависимой переменной мы будем использовать оценку за диплом; в качестве двух независимых переменных мы используем две дисциплины:

—МДК.02.01 Информационные технологии и платформы разработки информационных систем

— МДК.02.02 Управление проектами.

Расчет показателей представлен на рисунке 4.12.

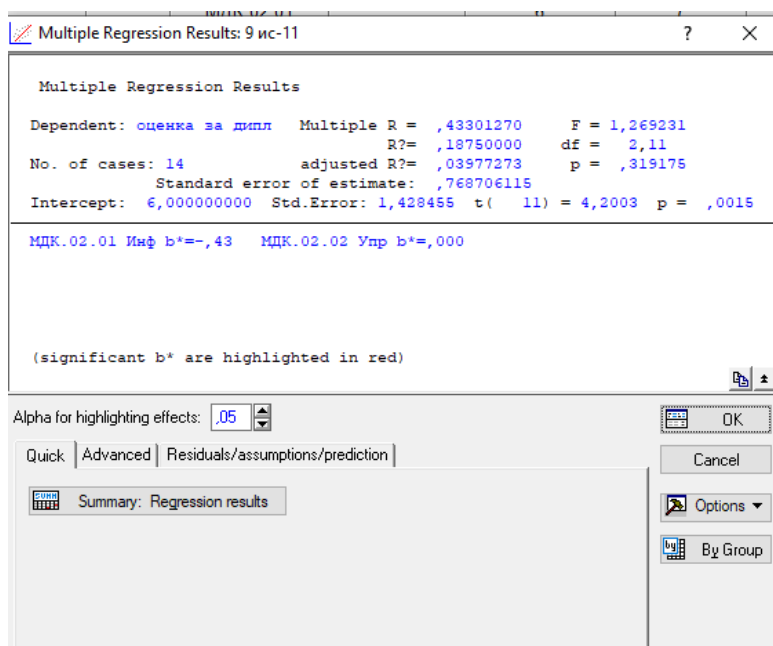


Рисунок 4.12 - Статистические показатели по двум дисциплинам для стандартной группы



Программа вывела показатели:

Mean – среднее арифметическое;

Std.Dv. – стандартное (среднеквадратическое) отклонение;

N – количество значений;

Diff. – разность средних значений;

Std.Dv. Diff. – стандартная ошибка разности средних;

t – критерий Стьюдента;

df – степени свободы;

p – уровень вероятности.

Перед нами предварительные результаты вычислений (рисунок. 4.12). Выделены коэффициенты, достоверные на уровне значимости Alpha, который можно вручную изменить. По умолчанию принято  $\text{Alpha} = 0,05$ .

Далее посмотрим результаты использования расчета множественной регрессии:

Зависимая переменная: Var1 Множественный  $R = ,43301270$   $F = 1,263291$

$R^2 = ,18750000$

степени свободы = 2,11

Число наблюдений: 14 Нормированный  $R^2 = ,03577243$   $p = ,319175$

Стандартная ошибка: ,768706115

Свободный член: 6,000000 Станд. ош.: 1,428455  $t(11) = 4,2003$   $p = ,0015$

Var2 beta = ,43 Var3 beta = ,00

Рассмотрим более подробный анализ - Summary: Regression results, после чего мы получим следующий результат (рисунок 4.13).

		Regression Summary for Dependent Variable: оценка за диплом (9					
		R= .43301270 R <sup>2</sup> = .18750000 Adjusted R <sup>2</sup> = .03977273					
		F(2,11)=1,2692 p<.31917 Std. Error of estimate: .76871					
		b*	Std. Err. of b*	b	Std. Err. of b	t(11)	p-value
N=14							
<b>Intercept</b>				6,000000	1,428455	4,20034	0,001485
МДК.02.01 Информационные технологии и платформы разработки информационных систем		-0,433013	0,372148	-0,500000	0,429720	-1,16355	0,269225
<b>МДК.02.02 Управление проектами</b>		0,000000	0,372148	0,000000	0,440332	0,00000	1,000000

Рисунок 4.13 - Summary: Regression results стандартной группы

Для нас наибольший интерес представляют результаты, приведенные в третьем слева столбце В, которые представляют собой коэффициенты нашего линейного регрессионного уравнения, которое имеет следующий вид:

$$\text{Var1} = 6,000000 + \text{Var2} * (-0,500000) + \text{Var3} * 0;$$

$$R^2 = .18750000$$

Таким образом, мы получили следующее регрессионное уравнение связи дисциплин.

$$\text{Оценка за диплом} = 6,00000 + \text{МДК.02.01 Информационные технологии и платформы разработки информационных систем} * (-0,5) + \text{МДК.02.02 Управление проектами} * 0,0000; R^2 = .18750000$$

Коэффициенты  $\beta$  имеют такую же размерность, что и исходные данные и показывают, насколько изменяется переменная  $x$  при изменении переменной  $y$  на единицу.

Термином БЕТА (beta) в таблице названы стандартизованные коэффициенты, или, коэффициенты частной детерминации ( $\beta$ -коэффициенты).

Как видно из уравнения  $\beta$ -коэффициенты – это безразмерные величины. Указанные  $\beta$ -коэффициенты являются коэффициентами, которые были бы получены, если бы мы заранее стандартизовали все переменные, т.е. сделали их среднее равным 0, а стандартное отклонение равным 1. Одно из преимуществ  $\beta$ -коэффициентов (по сравнению с В-коэффициентами) заключается в том, что  $\beta$ -

коэффициенты позволяют сравнить относительные вклады каждой независимой переменной в предсказание зависимой переменной.

В данном примере сила влияния проектной деятельности сводится к нулю, т.к. это стандартная форма обучения, что и привело к отрицательному показателю по второй дисциплине.

Аналогичный расчёт проводим только по оценке среднего бала (рисунки 4.14 - 4.15).

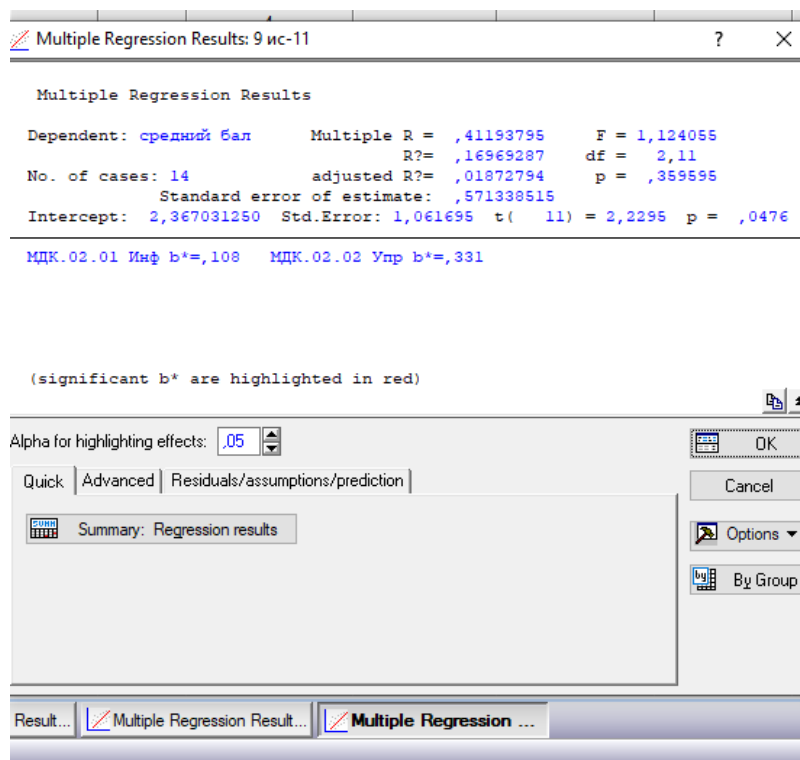


Рисунок 4.14 - Статистические показатели по двум дисциплинам для стандартной группы

	b*	Std. Err. of b*	b	Std. Err. of b	t(11)	p-value
Intercept			2,367031	1,061695	2,229484	0,047569
МДК.02.01 Информационные технологии и платформы разработки информационных систем	0,107851	0,376204	0,091562	0,319388	0,286681	0,779684
МДК.02.02 Управление проектами	0,330662	0,376204	0,287656	0,327275	0,878943	0,398226

Рисунок 4.15 - Summary: Regression results обучаемой группы

Дисциплина МДК.02.01 Информационные технологии и платформы разработки информационных систем показывает результат – 10%, а дисциплина МДК.02.02 Управление проектами – 33%.

#### 4.4 Интегрированный курс

Аналогичное исследование проведем для группы, обучающейся с использованием интегрированного курса (рисунки 4.16-4.18).

1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11		
фio студента	УП.02.02 Проектирование информационных систем в отрасли	МДК.02.01 Проектирование информационных систем	МДК.02.02 Управление проектами	МДК.02.03 Проектирование информационных систем	МДК.02.04 Проектирование информационных систем	МДК.02.05 Проектирование информационных систем	МДК.02.06 Проектирование информационных систем	МДК.02.07 Проектирование информационных систем	МДК.02.08 Проектирование информационных систем	МДК.02.09 Проектирование информационных систем	МДК.02.10 Проектирование информационных систем	МДК.02.11 Проектирование информационных систем
1	Ануфриев Сергей	5	5	5	5	5	5	4,79	5	программ	личности	
2	Былкова Ксения	5	4	5	5	5	5	4,83	5	программ	личности	
3	Вековенко Антон	5	5	5	4	4	3	4,19	5	программ	личности	
4	Выходцева Татьяна	5	3	5	3	3	3	3,88	5			
5	Канищева Кристина	5	3	4	5	5	5	4,24	3	экзамен	знания	
6	Кимяев Иван	5	4	5	5	5	5	4,57	5			
7	Кондратьев Костя	5	5	5	5	5	5	5	5	программ	личности	
8	Ларионов Иван	5	3	4	3	3	3	3,83	3	экзамен	знания	
9	Олесюк Сергей	5	4	5	5	5	4	4,14	4	экзамен	знания	
10	Пантелеева Диана	5	3	4	4	4	4	4,4	5	проект	умения	
11	Ребеза Андрей	3	4	4	4	4	4	4,04	5	программ	личности	
12	Свиридов Иван	5	5	5	5	5	5	4,81	5	программ	личности	
13	Середняя Анастасия	5	5	3	5	5	5	4,79	4	проект	умения	
14	Стебунов Юрий	5	5	5	5	5	5	4,98	5	проект	умения	
15	Трапезникова Вера	5	5	5	5	5	5	4,67	5	проект	умения	
16	Федорцова Тана	3	3	4	3	3	3	3,26	4	программ	умения	
17	Халтунин Артем	4	4	5	5	5	4	3,64	5	программ	личности	
18	Шмыков Иван	5	4	5	3	3	3	4,07	3	экзамен	знания	
19	Яньков Богдан	5	5	4	5	5	5	4,76	5	программ	личности	
20	Васильев Владимир	5	5	4	5	5	4	4,38	5	проект	умения	
21	Заборцев Александр	3	3	3	3	3	3	3,35	3	экзамен	знания	
22	Злобин Владислав	4	3	4	4	4	3	3,71	3	экзамен	знания	
23	Иванцов Иван	3	3	3	3	3	3	3,31	4	программ	умения	

Рисунок 4.16 - Распределение влияния дисциплин на оценку диплома (ГИА) в обучаемой группе

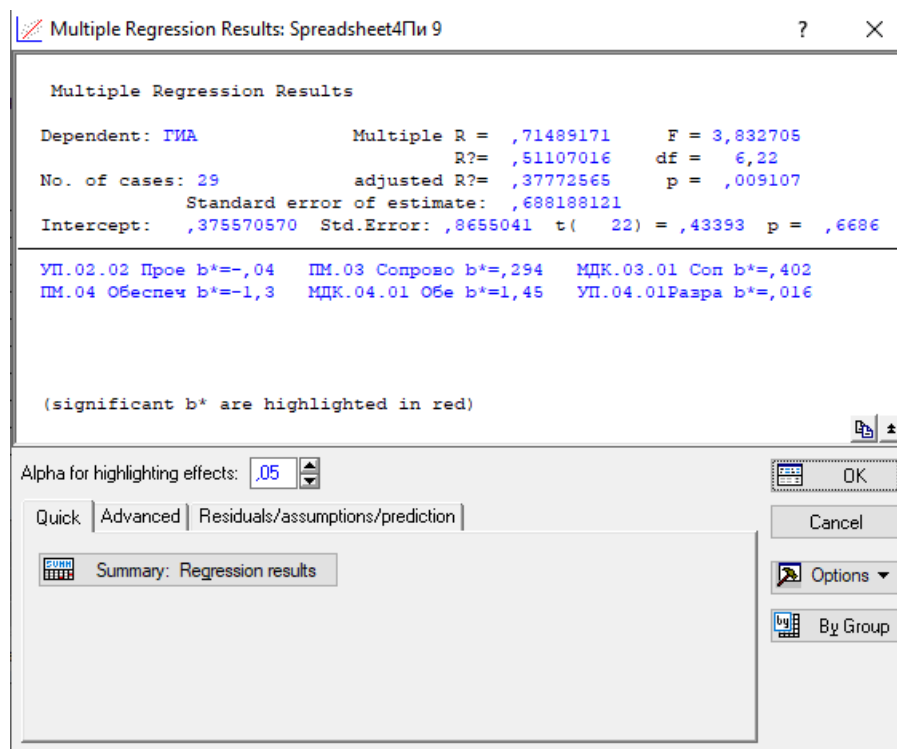


Рисунок 4.17 - Корреляция по оценке за диплом в обучаемой группе

Regression Summary for Dependent Variable: ГИА (Spreadsheet4Пи 9)						
R= ,71489171 R²= ,51107016 Adjusted R²= ,37772565						
F(6,22)=3,8327 p<.00911 Std.Error of estimate: ,68819						
	b*	Std. Err. of b*	b	Std. Err. of b	t(22)	p-value
N=29						
<b>Intercept</b>			0,37557	0,865504	0,43393	0,668563
УП.02.02 Проектирование информационных систем отраслевой направленности	-0,03921	0,216978	-0,03679	0,203583	-0,18071	0,858246
ПМ.03 Сопровождение и продвижение отраслевого программного обеспечения	0,29400	0,203346	0,29027	0,200763	1,44581	0,162327
МДК.03.01 Сопровождение и продвижение отраслевого программного обеспечения	0,40162	0,201179	0,47383	0,237348	1,99633	0,058421
ПМ.04 Обеспечение проектной деятельности	-1,30409	0,781897	-1,24322	0,745400	-1,66785	0,109518
МДК.04.01 Обеспечение проектной деятельности	1,45473	0,834769	1,42728	0,819017	1,74268	0,095353
УП.04.01Разработка и управление проектом	0,01595	0,296018	0,01570	0,291341	0,05388	0,957513

Рисунок 4.18 - Корреляция по ГИА в обучаемой группе

Наилучший показатель выявлен у дисциплины МДК 04.01 Обеспечение проектной деятельности.

Аналогично стандартной группе, представлены данные и по группе с интегрированным курсом по оценке среднего бала (рисунки 4.19-4.20).

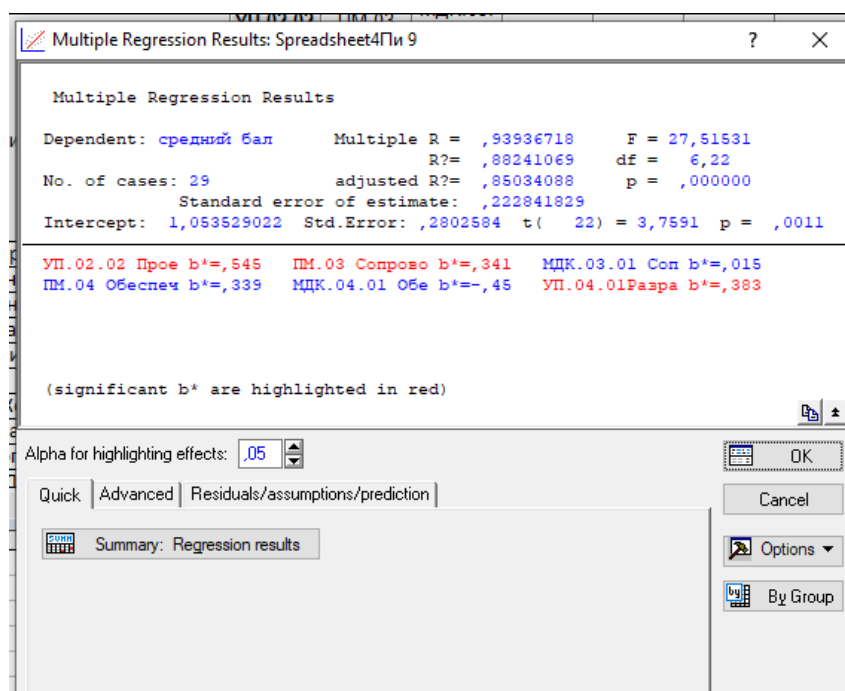


Рисунок 4.19 - Статистические показатели по дисциплинам для обучаемой группы

		Regression Summary for Dependent Variable: средний бал (Spreadsheet4Пи 9)					
		R= .93936718 R <sup>2</sup> = .88241069 Adjusted R <sup>2</sup> = .85034088					
		F(6,22)=27,515 p<.00000 Std.Error of estimate: .22284					
N=29		b*	Std. Err. of b*	b	Std. Err. of b	t(22)	p-value
<b>Intercept</b>				1,053529	0,280258	3,75913	0,001083
УП.02.02 Проектирование информационных систем отраслевой направленности		0,544936	0,106408	0,337598	0,065922	5,12118	0,000039
ПМ.03 Сопровождение и продвижение отраслевого программного обеспечения		0,341231	0,099723	0,222447	0,065009	3,42178	0,002441
МДК.03.01 Сопровождение и продвижение отраслевого программного обеспечения		0,015041	0,098661	0,0111716	0,076856	0,15245	0,880224
ПМ.04 Обеспечение проектной деятельности		0,338587	0,383451	0,213127	0,241367	0,88300	0,386784
МДК.04.01 Обеспечение проектной деятельности		-0,447447	0,409380	-0,289866	0,265206	-1,09299	0,286224
УП.04.01 Разработка и управление проектом		0,382533	0,145171	0,248589	0,094339	2,63506	0,015121

Рисунок 4.20 - Summary: Regression results обучаемой группы

## 5 Выводы

По результатам расчетов наблюдается влияние дисциплин по проектной деятельности с использованием интегрированных курсов. В исследуемых группах также был рассмотрен анализ влияния на успеваемость таких факторов, как знания, умения, личностный рост. Показатели представлены на рисунках 4.21 и 4.22.

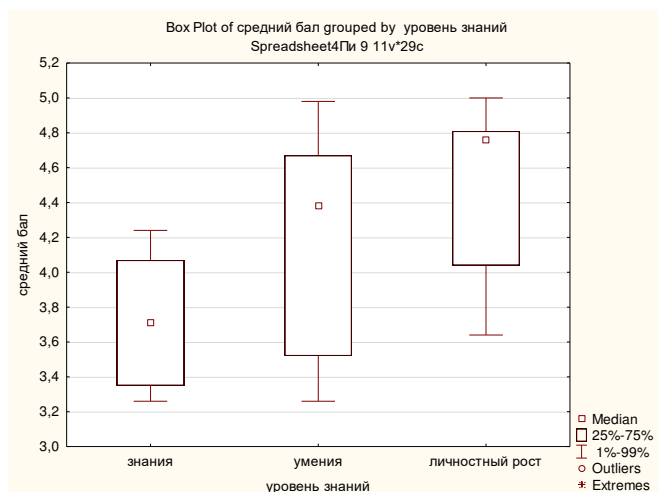


Рисунок 4.21 - Влияние факторов на средний бал в обучаемой группе

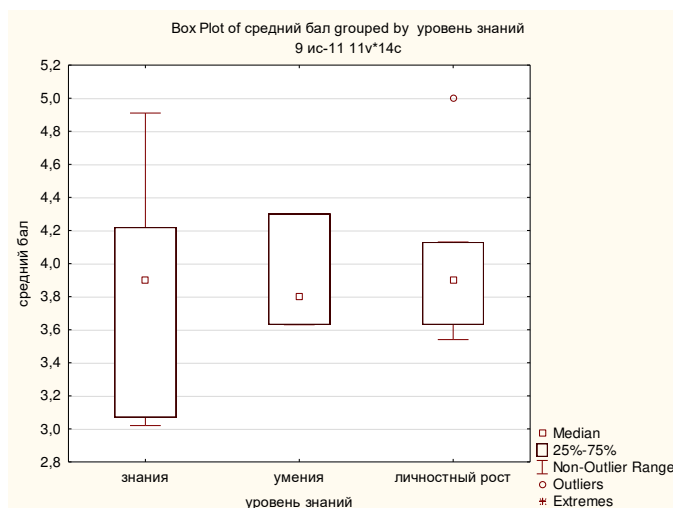


Рисунок 4.22 - Влияние факторов на средний бал в стандартной группе

В дальнейшем использовался модуль Прогноз (Forecast) в NeuralNetworks на примере обучаемой группы.

Текущий и вероятностный результаты среднего бала обучения группы в настоящее время совпали, что еще раз доказывает эффективность использования интегрированных курсов (рисунок 4.23).

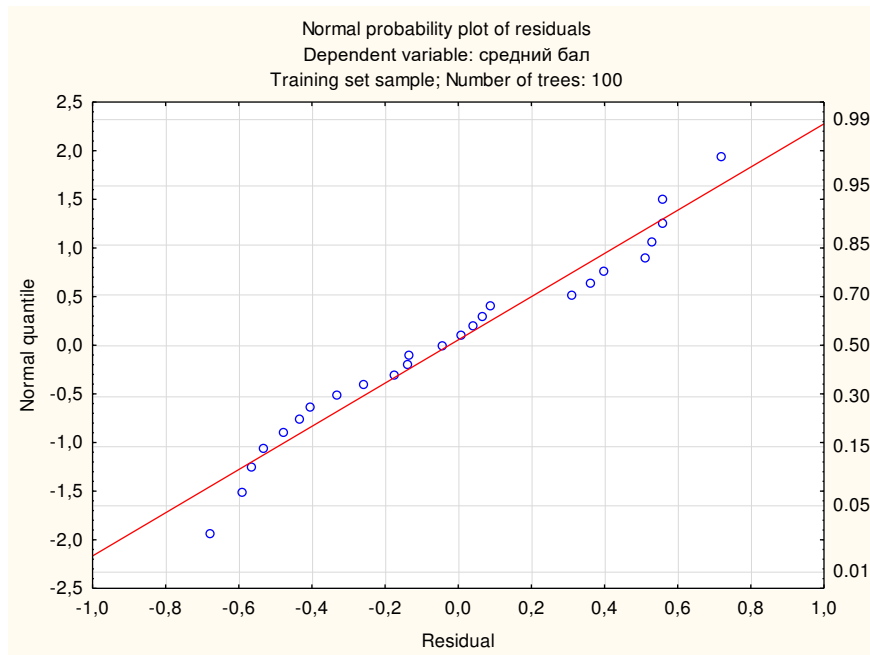


Рисунок 4.23 - График вероятности результатов по среднему балу

На следующих графиках (рисунки 4.24 и 4.25) прослеживается почти совпадающая линия прогноза и текущего результата по дисциплине интегрированного курса.

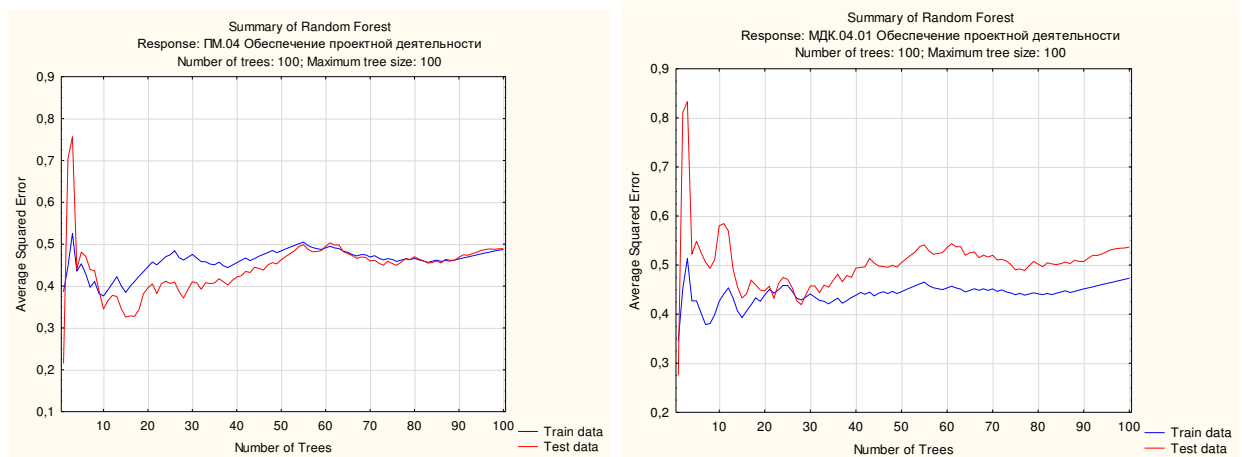


Рисунок 4.24 - Диаграмма прогноза по интегрированному курсу



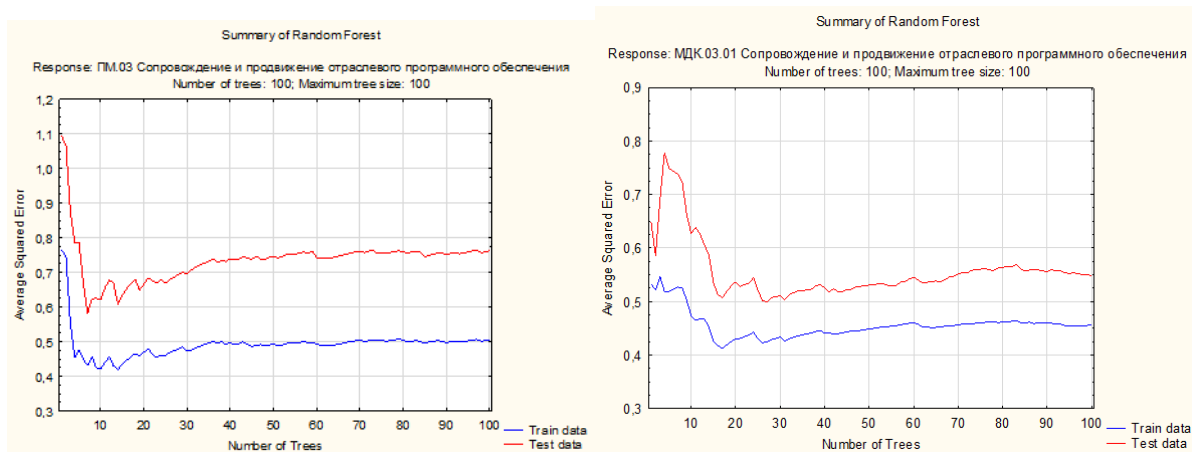


Рисунок 4.25 - Диаграмма прогноза по специальным дисциплинам

На второй диаграмме виден уровень снижения успеваемости и достаточно большой задел для прогноза.

На схемах наглядно видно преимущество использования в учебном процессе именно проектной деятельности в сравнении со стандартной формой обучения в виде зачета. Компетенции студентов лучше раскрываются при следующих видах итоговой работы: разработка проектов, разработка программ, оказания услуг с применением полученных знаний.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В данном исследовании использовалась статистическая информация о семестровых и итоговых оценках студентов в различные годы обучения. В качестве эксперимента были выбраны группы стандартной формы обучения и группы, обучающиеся с использованием интегрированного курса.

Проведен анализ планируемого к применению математического аппарата и специализированного программного обеспечения.

Была использована статистика по успеваемости среди групп по общим дисциплинам и среди групп профильного цикла (интегрированного курса).

Проведен сравнительный анализ по группам, работающим с элементами проектной деятельности.

Была сделана попытка построить прогноз успеваемости по общим дисциплинам и по интегрированному курсу. К сожалению, полноценный прогноз не получился в виду недостаточности исходных данных.

Выявленная стандартная ошибка менее 5% позволяет надеяться, что используемая модель влияния обеспечивающих дисциплин может применяться в практических целях. Пора отходить от стандартных методик, необходимо учитывать меняющиеся требования работодателей к профессиональным компетенциям современных студентов. Наглядно видно, что итоговые оценки оказываются выше при условии выполнения студентами различных проектов, создания программ или оказания услуг, например, проведения аудита предприятия.

Организация учебного процесса с использованием интегрированных курсов в виде проектной деятельности показала возможность обеспечения вариативности учебного процесса, выявления тесных взаимоотношений с отраслевыми предприятиями и востребованностью на рынке труда специалистов нашего профиля, показала важность преемственности дисциплин при освоении учебных программ разного уровня. Можно сделать вывод, что профессиональная ориентированность студента поможет ему выстроить

индивидуальную карьерную траекторию или дальнейшее профессиональное образование.

Как показывает опыт подготовки для успешной деятельности выпускника важен не только высокий уровень знаний, владение методами познания и деятельности, но и комплексная личностная подготовка к профессиональной деятельности, смене образа жизни, умении адаптироваться к сложившимся ситуациям.

В качестве примера итоговых проектов могу назвать получение нашими студентами свидетельства о государственной регистрации:

программы для ЭВМ № 2018616186 от 24.05.2018 г. «Оценка Риска развития психосоматических расстройств у детей и подростков по элементному составу крови»;

программы для ЭВМ № 2016614528 от 26.04.2016 г. «Диагностика и оценка риска развития синдрома хронической усталости у подростков»;

программы для ЭВМ № 2015611735 от 04.04. 2015 г. «Диагностика нарушений социально-психологической адаптации и нервно-психологического здоровья у детей и подростков».

Мною была подготовлена публикация «Из опыта работы колледжа: программист – профессия востребованная» <https://педакадемия.рф/кондрат-и-а-из-опыта-работы/>.

## **СПИСОК СОКРАЩЕНИЙ**

ГИА – государственная итоговая аттестация;

ИНС – искусственная нейронная сеть;

СПО – среднее профессиональное образование;

ФГОС – федеральный государственный образовательный стандарт

## СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

- 1 Адольф, В.А. Профессиональная компетентность современного учителя: монография / В.А. Адольф. — Красноярск : КГУ, 1998. - 310 с.
- 2 Александров, Г.Н. Актуальные вопросы управления познавательной деятельностью студентов (элементы системного подхода) / Г.Н. Александров. - Москва : Знание, 1981.- 102 с.
- 3 Андреев, В.И. Педагогика: Учебный курс для творческого саморазвития / В.И. Андреев. - Казань : КГУ, 2000. - 635 с.
- 4 Анисимов, П.Ф. О состоянии и перспективах развития среднего технического образования / П.Ф. Анисимов // Журнал СПО. – 2004. - № 4. - С. 2-7.
- 5 Астахова, Е.А. Познавательная активность студентов: поиск форм оптимизации / Е. А. Астахова // Alma mater. 2000. - № 11. - С. 35.
- 6 Бабанский, Ю.К. Оптимизация учебно-воспитательного процесса. (Методические основы) / Ю.К. Бабанский. – Москва : Просвещение, 1982. — 320 с.
- 7 Методы и модели анализа данных: OLAP и Data Mining / А.А. Барсегян, М.С. Куприянов, В.В Степаненко, И.И. Холод. - Санкт-Петербург. : БХВ Петербург, 2007. - 336 с.
- 8 Прогнозирование успеваемости обучающихся по специальным дисциплинам на основе регрессионных уравнений / А. И. Богомолов, В.Н. Деркаченко, Т. А. Арюткина // Известия высших учебных заведений. Поволжский регион. Гуманитарные науки. – 2009. – № 1 (9). – С. 124–132.
- 9 Будаева, А.А. Прогнозирование персональной успеваемости студентов в вузе / А.А. Будаева // XV Ежегодная Международная научно-техническая конференция: Сборник докладов. Издательство: Северо-Кавказский горно-металлургический институт. Государственный технологический университет. – Владикавказ, 2018. – С.9-16.

10 Вай, Ян Мин Применение нейронных сетей для контроля и прогнозирования результатов учебного процесса в вузе: тезисы доклада Национальный исследовательский университет «МИЭТ» / Ян Мин Вай. Россия waiyanminn54@gmail.com Neural Network Application to Control and Prediction of Educational Process Results in the University Wai Yan Min National. – Москва,

11 Вай, Ян Мин, Сое Мое Аунг. Прогнозирование оценок студентов во втором семестре с помощью нейронной сети в пакете Матлаб // Математическое моделирование процессов и технологий: материалы 24-й Всероссийской межвузовской научно-технической конференции студентов и аспирантов. – Москва: МИЭТ. – 2017. С. 16.

12 Влияние искусственного интеллекта на рынок труда [Электронный ресурс]. – Режим доступа: [www.tadviser.ru/index.php](http://www.tadviser.ru/index.php).

13 Гершунский, Б. С. Прогностические методы в педагогике / Б.С. Гершунский. – Киев: Вища школа, 1979. – 240с.

14 ГОСТ 2.105–95 «Единая система конструкторской документации. Общие требования к текстовым документам». – Введ. 01.07.1996. – Москва: Стандартинформ, 1996. – 31 с.

15 Дубровина, О. С. Использование проектных технологий в формировании общих и профессиональных компетенций обучающихся / О. С. Дубровина // Проблемы и перспективы развития образования: материалы II Междунар. науч. конф. (г. Пермь, май 2012 г.). – Пермь: Меркурий, 2012. — С. 124-126.

16 Загвязинский, В. И. Педагогическое предвидение. — Москва: Знание, 1987. — 77с.

17 Присяжная, А. Ф. Прогнозирование как функция педагога (от будущего учителя до профессионала): монография / А. Ф. Присяжная. — Челябинск: Образование, 2006. — 306с.

18 Замятин, А.В. Интеллектуальный анализ данных: учеб. пособие. – Томск : Издательский Дом Томского государственного университета, 2016. – 120 с.

19 ИКТ в образовании [Электронный ресурс] // ЮНЕСКО-ПРЕСС. Опубликовано 12 февраля 2019 г. – Режим доступа: <https://en.unesco.org/news/how-can-artificial-intelligence-enhance-education> .

20 Майер, Р. В. Классификация учебных фактов методом кластерного анализа // Проблемы учебного физического эксперимента: сб. науч. и метод. работ. – Глазов: ГГПИ, 1998. — Вып.5. — С.12–19.

21 Набиркина, М.А. Неуд от робота. За оценками студентов будет следить искусственный интеллект [Электронный ресурс] // Российская газета. 13 августа 2019 г. – № 7935. – Режим доступа: <https://rg.ru/gazeta/rg/2019/08/13.html> .

22 Насырова, Э.Ф. Междисциплинарная интеграция как условие развития информационно-графической культуры будущих учителей технологии / Э.Ф. Насырова, М.А. Колбаса // Казанская наука. – 2011. - № 10. - С.286-289.

23 Пат. 2009141527/08 RU 2 411 577 С2, 11.11.2009 / Каюмов Виктор Павлович (RU): заявитель и патентообладатель: Каюмов Виктор Павлович (RU), заявл. 20.02.2010, опубл. 10.02.2011 Бюл. № 4.

24 Пат. 2017109927 RU 2 657 228 С1, Рос. Федерация: МПК G09B 7/06 (2006.01) / Руденко Юрий Семенович (RU), Парфенова Мария Яковлевна (RU), Маликов Сергей Николаевич (RU): заявители и патентообладатель(и): Частное образовательное учреждение высшего образования "Московский Университет им. С.Ю. Витте" (RU) . заявл.: 13.03.2017, опубл.: 08.06.2018. Бюл. № 16.

25 Полат, Е.С. Новые педагогические и информационные технологии в системе образования: учебное пособие / Е. С. Полат. – Москва: Изд-во, 2000. – 296 с.

26 Польшин, О.В. Прогнозирование успеваемости в вузе по результатам ЕГЭ // О.В. Польшин // Прикладная эконометрика. – 2011. – № 1(21). – С. 56 – 69.

27 Применение нейронных сетей в интеллектуальных системах [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://lazysmart.ru/iskusstvenny-j-intellekst/primenenie-nejronny-h-setej-v-intelle>.

28 Прогнозирование временных рядов в пакете Statistica: методические указания / Сост. Л.И. Дубровская. – Томск: Томский государственный университет, 2012. – 36 с.

29 Прошкина, Е. Н. Анализ и прогнозирование успеваемости студентов на основе радиальной базисной нейронной сети / Е. Н. Прошкина, И. Ю. Балашова // Технические науки: традиции и инновации: материалы III Междунар. науч. конф. (г. Казань, март 2018 г.). — Казань: Молодой ученый, 2018. — С. 24-28. — URL <https://moluch.ru/conf/tech/archive/287/13683/>

30 Селевко, Г.К. Энциклопедия образовательных технологий: В 2-х томах: / Г. К. Селевко. – Москва: НИИ школьных технологий, 2006. – Т. 2. – 816 с.

31 Смышляева, Н.О. Компьютерное моделирование и прогнозирование успеваемости первого курса // Материалы XI Международной студенческой научной конференции «Студенческий научный форум» URL: <http://scienceforum.ru/2019/article/2018012275>

32 СТО 4.2 07 2014. Система менеджмента качества. Общие требования к построению, изложению и оформлению документов учебной деятельности. – Взамен СТО 4.2 07 2012; дата введ. 09.01.2014. – Красноярск, 2014. – 60 с.

33 Тайнан, Д. Что такое машинное обучение? [Электронный ресурс] / Д. Тайнан. – Режим доступа: <https://www.osp.ru/cio/2017/07/13052950>

34 ФГОС по специальности 44.02.06 профессиональное обучение (по отраслям) от 27 октября 2014 г. N 1386.

35 ФГОС НПО по профессии / утв. приказом МОиН РФ от 24 февраля 2009 года.

36 Федеральный закон "Об образовании в Российской Федерации" N 273-ФЗ от 29 декабря 2012 года с изменениями 2020 года.

37 Федяев, О.И. Прогнозирование остаточных знаний студентов по отдельным дисциплинам с помощью нейронных сетей / О.И. Федяев // Сб. науч. тр. 18-й научно-практической конференции (ИПи УЗ-2015, 21-24 апреля 2015 г., Москва, МЭСИ). - Москва: МЭСИ, 2015. - С. 451-457.



38 Федяев, О.И. Анализ и прогнозирование процесса трудоустройства молодых специалистов с помощью мультиагентной имитационной модели / О.И. Федяев, Ю.Ю. Лукина, А.С. Стропалов // Труды конференции ИАИ-2013, КПИ. - Киев, 2013. - С. 47-53.

39 Хайкин, С. Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин. 2-е изд.: пер. с англ. – Москва: ООО «И.Д. Вильямс», 2016. – 1104 с.

40 Харламова, И.Ю. Прогнозирование успеваемости студентов первого курса по результатам сдачи единого государственного экзамена / И.Ю. Харламова // Базис. – 2017. – № 1(1). – С. 57 – 59.

41 Хуторской, А.В. Ключевые компетенции и образовательные стандарты / А.В. Хуторской // Интернет-журнал "Эйдос". – 2002. – 23 апреля. – Режим доступа: <http://eidos.ru/journal/2002/0423.htm>

42 Чириков, И. Ложный цифровой след: 5 вызовов для искусственного интеллекта в высшем образовании / И. Чириков, И. Смирнов // [Электронный ресурс]. Edutainme [сайт]. – Режим доступа: <http://www.edutainme.ru/post/5-vyzovov-dlya-iskusstvennogo-intellekta/>

43 Определение уровня усвоенных знаний по обучающему курсу, представленному семантической сетью / А.Е. Янковская, Ю.А. Шурыгин, А.В. Ямшанов, Н.М. Кривдюк // Труды 5-й конференции "Открытые семантические технологии проектирования интеллектуальных систем" (OSTIS-2015) (19-21 февраля 2015, Минск). - Минск.: БГУИР, 2015. - С. 331-338.

44 Ясинский, И.Ф. Опыт прогнозирования успеваемости студентов при помощи нейросетевой технологии / И.Ф. Ясинский // Вестник ИГЭУ. – 2007. – № 4. – С. 1–4.

Федеральное государственное автономное образовательное учреждение  
высшего образования  
«СИБИРСКИЙ ФЕДЕРАЛЬНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ»

Институт космических и информационных технологий

Кафедра систем автоматики, автоматизированного управления и  
проектирования

УТВЕРЖДАЮ

Заведующий кафедрой


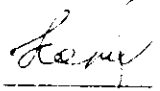
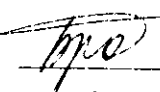

 С.В. Ченцов

« 01 » июля 2020 г.

**МАГИСТЕРСКАЯ ДИССЕРТАЦИЯ**

**«РАЗРАБОТКА МОДЕЛИ МЕТАПРЕДМЕТНОГО ИЗУЧЕНИЯ  
ДИСЦИПЛИН В КОЛЛЕДЖЕ»**

Направление 09.04.02 Информационные системы и технологии  
Магистерская программа 09.04.02.02 Информационные системы и технологии  
в управлении технологическими процессами

Научный руководитель	 24.06.2020	доц., д-р техн. наук, доц. Е.Д. Агафонов
Выпускник	 24.06.2020	И.А. Кондрат
Рецензент	 24.06.2020	зав.НУЛ, д-р техн. наук, доц. С.А. Бронов
Нормоконтролер	 24.06.2020	Т.А. Грудинова

Красноярск 2020