

СЕКЦИЯ 25

**«СТАТИСТИКА И
УПРАВЛЕНИЕ ДАННЫМИ.
НАУКА ДАННЫХ»**

СОДЕРЖАНИЕ

ПАРАДОКСЫ ЦИФРОВОЙ ТРАНСФОРМАЦИИ ОБРАЗОВАНИЯ Афанасьев В.Н., д-р экон. наук, профессор.....	3746
ОСОБЕННОСТИ ДЕЛОВОЙ АКТИВНОСТИ ПРЕДПРИЯТИЯ Ахмадиева З.Р., канд. пед. наук	3754
ИССЛЕДОВАНИЕ СОВРЕМЕННЫХ АРХИТЕКТУР ГЕНЕРАЦИИ РУССКОЯЗЫЧНОГО ТЕКСТА НА ОСНОВЕ НЕСТРУКТУРИРОВАННЫХ МЕДИЦИНСКИХ ДАННЫХ Болодурина И.П., д-р тех. наук, профессор, Борщук Е.Л., д-р мед. наук, профессор, Гришина Л.С., Жигалов А.Ю.	3760
РАЗРАБОТКА ВЕБ-СЕРВИСА АВТОМАТИЧЕСКОЙ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СИСТЕМЫ АННОТИРОВАНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ ОПТИЧЕСКОЙ КОГЕРЕНТНОЙ ТОМОГРАФИИ Болодурина И.П., д-р тех. наук, профессор, Лосицкий А.О., Жигалов А.Ю., Гришина Л.С.	3765
МЕТОД ИДЕНТИФИКАЦИИ СЕТЕВЫХ АТАК И ВЫБОР ОПТИМАЛЬНЫХ ИНСТРУМЕНТОВ ЗАЩИТЫ СЕТИ VANET Болодурина И.П., д-р тех. наук, профессор, Парфёнов Д.И., канд. тех. наук, Гришина Л.С., Жигалов А.Ю. .	3770
РАЗРАБОТКА ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ МЕТОДОВ ПОИСКА ДОКУМЕНТОВ В ЛОКАЛЬНОЙ СЕТИ Енин А.В.	3775
СТАТИСТИЧЕСКИЙ АНАЛИЗ СОЦИАЛЬНО-ЭКОНОМИЧЕСКОГО РАЗВИТИЯ ФЕДЕРАЛЬНЫХ ОКРУГОВ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ Еремеева Н.С, канд. экон. наук, доцент, Бикмурзина А.И., Глухарева М.С., Фомичева А.И.	3778
ИСПОЛЬЗОВАНИЕ СТАТИСТИЧЕСКИХ МЕТОДОВ В ДИССЕРТАЦИОННЫХ ИССЛЕДОВАНИЯХ ПО ПЕДАГОГИКЕ Жуйков С.О.	3788
СИСТЕМА ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЯ ПРИ ОРГАНИЗАЦИИ РЕМОНТА И ОБЕСПЕЧЕНИЯ В СПЕЦИАЛЬНЫХ ОРГАНИЗАЦИОННО- ТЕХНИЧЕСКИХ СИСТЕМАХ Караван Ф.Э.	3793
СТАТИСТИКА ИННОВАЦИЙ КАК НЕОТЪЕМЛЕМАЯ ЧАСТЬ СОВРЕМЕННОЙ СОЦИАЛЬНО-ЭКОНОМИЧЕСКОЙ СТАТИСТИКИ Ларина Т.Н., д-р экон. наук, доцент	3796
РЕЗУЛЬТАТЫ АНКЕТИРОВАНИЯ СТУДЕНТОВ ПО ПРОБЛЕМЕ ДИСТАНЦИОННОГО ОБУЧЕНИЯ В ПЕРИОД ПАНДЕМИИ Воронина В.М., д-р экон. наук, профессор, Михайлова О.П., канд. экон. наук, доцент	3801
СТАТИСТИЧЕСКИЕ МЕТОДЫ ОБРАБОТКИ ДАННЫХ, ПРИМЕНЯЕМЫЕ В ПОЧВЕННЫХ ИССЛЕДОВАНИЯХ Терехова Н.А., Веденеева Н.Г.	3809
ВИЗУАЛИЗАЦИЯ МАТРИЦЫ ТЕМПЕРАТУР ОБЪЕКТА С ПОМОЩЬЮ MLX90640 И RASPBERRY PI Сабуров В.С., Величко В.А.	3812

ФОРМИРОВАНИЕ ЦИФРОВЫХ КОМПЕТЕНЦИЙ ПРИ ПОДГОТОВКЕ ОБУЧАЮЩИХСЯ ПО НАПРАВЛЕНИЮ «СТАТИСТИКА» Морозова С.Н., канд. экон. наук.....	3818
ПРОБЛЕМЫ РАЗВИТИЯ МЯСНОЙ ПРОМЫШЛЕННОСТИ В РЕГИОНАХ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ Аралбаева Г.Г., д-р экон. наук, доцент, Цыркаева Е.А., канд. экон. наук	3821
ЭКОНОМЕТРИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ СРЕДНЕДУШЕВЫХ ДЕНЕЖНЫХ ДОХОДОВ НАСЕЛЕНИЯ В РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ Лебедева Т.В., канд. экон. наук, доцент, Абаслы Ч.А.....	3826
ЭКОНОМЕТРИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ЧИСЛЕННОСТИ НАСЕЛЕНИЯ В РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ Лебедева Т.В., канд. экон. наук, доцент, Качалова С.П.....	3830
СТАТИСТИЧЕСКИЙ АНАЛИЗ ДИНАМИКИ ПОТРЕБИТЕЛЬСКИХ РАСХОДОВ ДОМОХОЗЯЙСТВ В РОССИИ Лебедева Т.В., канд. экон. наук, доцент, Пурyseва М.А.	3835
ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ПОТРЕБИТЕЛЬСКИХ РАСХОДОВ ДОМОХОЗЯЙСТВ В РОССИИ Лебедева Т.В., канд. экон. наук, доцент, Пурyseва М.А.....	3839
РЕАЛИЗАЦИЯ РЕКОМЕНДАТЕЛЬНОЙ СИСТЕМЫ АНАЛИЗА ПРОДАЖ ТОРГОВОЙ СЕТИ Пастухов Н.А.	3845
ОСОБЕННОСТИ ПРЕПОДАВАНИЯ ДИСЦИПЛИНЫ «ТЕОРИЯ СТАТИСТИКИ В АНАЛИЗЕ ДАННЫХ» ПРИ ПОДГОТОВКЕ ОБУЧАЮЩИХСЯ ПО НАПРАВЛЕНИЮ 01.03.05 «СТАТИСТИКА» Фаизова Л.Р., канд. экон. наук	3849

ПАРАДОКСЫ ЦИФРОВОЙ ТРАНСФОРМАЦИИ ОБРАЗОВАНИЯ

Афанасьев В.Н., д-р экон. наук, профессор
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования
«Оренбургский государственный университет»

Возникла необходимость дать оценку происходящих перемен, в том числе и в цифровой трансформации образования. Во-первых, было бы весьма недальновидно занимать позицию ретрограда в отношении процессов, которые обозначены как технологическая, информационная, цифровая или IT революции. Конечно же, технологический прогресс колоссальными темпами, неумолимо кардинально меняет, буквально искореняет привычный, устоявшийся уклад жизни, и прежде всего это касается каналов коммуникаций. Было бы просто неумно отрицать очевидные преимущества новых информационных технологий в том числе и тех которые называли цифровыми, хотя цифровое содержание является условным, чисто как технология содержащая 0-1. Радикально изменились способы получения, использования и хранения информации, что во многом облегчило ее поиск и позволило сэкономить время и привнесло в жизнь массу другого комфорта. «IT» позволяют решать многие проблемы, не выходя из дома.

Во-вторых, было бы нелепо отрицать и те колоссальные социальные возможности, которые открывают новые информационные технологии, уже приведшие к ощутимым социальным последствиям. Достаточно отметить, что политологи и социологи сейчас активно обсуждают появление новых социальных групп и категорий, социальный статус которых еще строго не определен и которые пока фигурируют как самозанятые. Речь идет о той категории лиц, профессиональная, трудовая деятельность которых и, соответственно, получение доходов в основном связаны исключительно с Интернет-пространством.

В-третьих, к анализу многообразных форм поступательного движения вперед необходимо подходить с позиций диалектики и не игнорировать то существенное обстоятельство, что все прогрессы – общественный, экономический, исторический, социальный, нравственный, научный, технологический и т.д. – **внутренне конфликтны и противоречивы** (парадоксальны), о чем в свое время одним из первых рассуждал Ж.Ж. Руссо в своем сочинении «Размышления о науках и искусствах» (1755 г.). Любое кардинальное изменение несет в себе противоречие, и помимо явных приобретений имеют место порой скрытые, но невосполнимые, значительные потери. Потери знаний, полученные при цифровой трансформации всех этапов «Образования» (с зарождения) несут и искажение мировоззрения человека. Можно привести множество примеров. Вместе с тем, необходимо рассмотреть и терминологию, используемую при подготовке доклада. Мне, как человеку, по научному направлению, немаловажному статистическое исследование без числа

(цифры), хотелось бы посмотреть на цифровизацию со своих позиций, имея в виду, что статистика - это наука изучающая количественную сторону массовых явлений в неразрывной связи с качественной стороной.

Терминология, из различных источников, используемая в цифровой трансформации различных областей знаний в современном образовании, имеющая парадоксальность

Цифровизация (digitalization) — это переход к новым процессам, моделям и подходам, основанным на информационных технологиях. Появление мессенджеров и видеосвязи, внедрение концепции «умного города», замена бумажного документооборота электронным, походов по магазинам — заказами через интернет, визитов к врачу — медицинскими онлайн-консультациями — все это частные примеры цифровизации.

Big Data — это массивы информации, которые помогают принимать обоснованные решения, их ещё называют data-driven, то есть основанные на данных. Они позволяют строить прогнозные модели высокой точности. Такие используют, к примеру, в NASA, чтобы воспроизвести все детали будущей миссии. Для сбора, хранения и анализа больших данных требуются специальные инструменты и оборудование. К примеру, вместо одного ПК или сервера для хранения Big Data используют множество серверов или дата-центров по всему миру.

Основные характеристики Big Data определяют как шесть «V»:

Volume — объём — от 150 Гб в сутки.

Velocity — скорость. Объём и содержимое Big Data ежесекундно меняются, поэтому собирать и обрабатывать их нужно на больших вычислительных мощностях. Например, сервис [FlightRadar24](https://www.flightradar24.com), где отображаются все маршруты самолётов в режиме онлайн.

Variety — разнообразие. Массив больших данных может включать фото, видео и тексты, файлы разных объёмов и форматов, данные из множества разных источников. Обычные данные, как правило, однородные, например таблица Excel с Ф. И. О. каждого сотрудника.

Veracity — достоверность. Большие данные собирают только из источников, которым можно доверять, а для анализа используют точные и объективные методы. Поэтому корпорации и международные организации принимают стратегические решения на основе этих данных.

Variability — изменчивость. Большие данные обновляются в режиме онлайн, поэтому их поток нестабилен. На него влияют скорость передачи, изменение источников, действия пользователей и даже смена сезонов. При анализе данных нужно учитывать и прогнозировать все эти факторы. Например, данные об авиаперелётах стоит использовать с поправками на задержки рейсов и погодные условия, из-за которых меняются маршруты.

Value — ценность. Сами по себе данные ничего не значат, но на их основе можно сделать глубокие выводы и принимать взвешенные решения. Например, проанализировать трафик на дорогах в течение года и понять, как лучше построить маршруты для городского транспорта.

Big Data также бывают:

- Структурированными — то есть уже размеченными по определённым параметрам. Допустим, данные о ключевых медицинских показателях пациентов: температура, давление, анализы крови и ЭКГ.
- Частично структурированными, например файлы разного формата с записями о стихийных бедствиях в регионе за последние пять лет.
- Неструктурированными, например фото, музыка и сообщения всех пользователей VK.

Ещё одно важное отличие больших данных от обычных — распределённая структура. Это значит, что управлять ими и анализировать их можно с помощью множества микросервисов.

В каждом из вышеперечисленных терминов есть парадоксальность с точки зрения научных направлений основанных на цифровых характеристиках различных процессов и явлений!

Определимся, что означают термины (авторские определения с позиции статистика):

Цифры — система знаков для записи конкретных значений чисел. Мы понимаем, «цифровизацию», как термин введенный «информационными технологами», совершенно абстрагирующимся от парадоксов термина.

Цифровизация (digitalization) — это переход к новым процессам, моделям и подходам, основанным на информационных технологиях, информационной базой в которых являются числа (цифры) **ПРЕДВАРИТЕЛЬНО ПРИВЕДЕННЫЕ** в сопоставимый вид по качественным характеристикам (философским категориям), с помощью различных методов.

Big data — это массивы числовой информации, которые помогают принимать обоснованные решения, то есть подтверждаемые необходимым объемом данных. Они позволяют строить прогнозные статистические модели высокой точности, в доверительных границах с высоким уровнем вероятности (достоверности).

Data mining — это «эффективное извлечение осмысленных **паттернов**», под которыми понимаются выявленные и оцененные (количественно и содержательно) априорно неизвестные и непредвиденные **структуры** исследуемого многомерного объекта, а также **модели статистических зависимостей** характеризующих его признаков.

Цифровая трансформация образования — обучение слушателей (учащихся школ, студентов) статистической методологии познания, основанной на информационных технологиях.

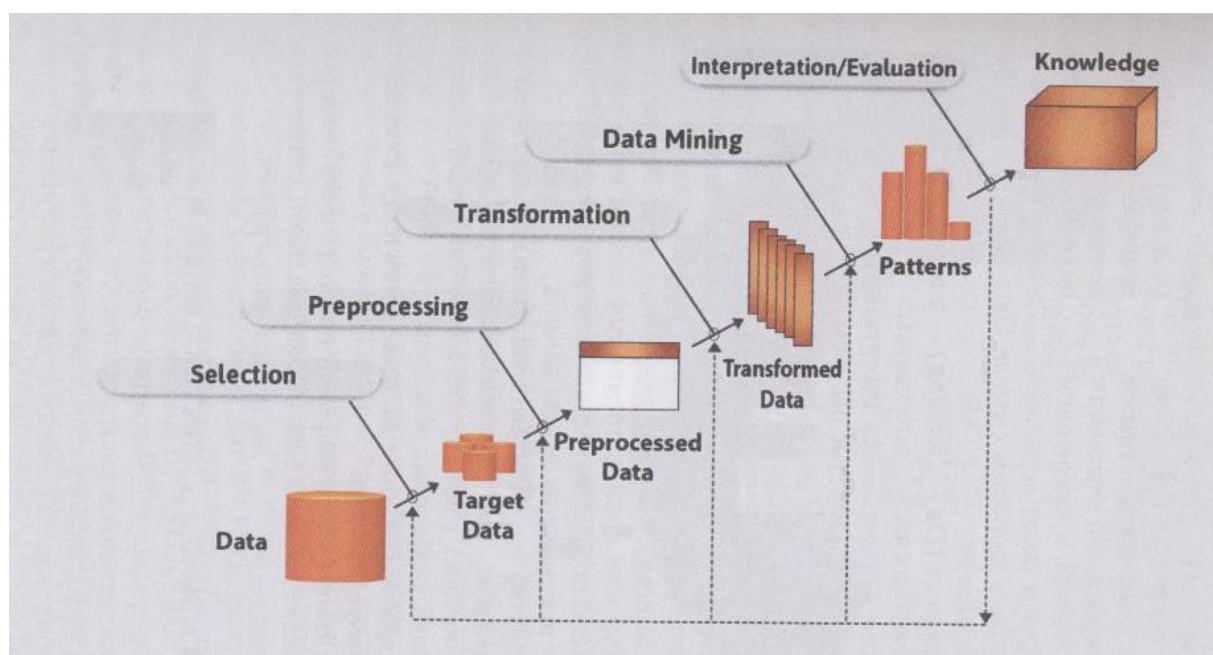


Рисунок 1 - Этапы составляющие процесс KDD (Knowledge Discovery in databases - Обнаружение знаний в базах данных)

«Цифровая экономика» как одно из направлений образования

У «цифровой экономики» множество определений. На наш взгляд, **под «цифровой экономикой» следует понимать – систему отношений, основанную на использовании цифровых информационно-коммуникационных технологий (ИКТ).** В «онлайне» стоимость информационно-коммуникационных услуг снижается за счет снижения затрат на продвижение статистических данных, потоки информации **исключают большую часть систематических ошибок** вносимых на разных этапах формирования баз статистических данных, сами услуги становятся доступнее.

Систематические ошибки могут возникать по разным причинам, самые существенные, на наш взгляд, в связи **с отсутствием знаний теории статистических показателей**, принижения роли образовательных и государственных (официальных) статистических организаций в обеспечение «цифровой экономики».

Произошедшие изменения в экономической и статистической литературе, в том числе и учебной, особенно касающейся финансовой сферы экономики внесли немало недостатков (неточностей) в использовании статистической терминологии, подмена одних статистических показателей другими, противоречия в их толковании, как внутри Российской Федерации, так и международном пространстве. **Все противоречия и недостатки, в теории и методологии исчисления статистических показателей, должны быть устранены.**

Статистический показатель должен обладать следующими свойствами:
Статистический показатель, чаще всего, является обобщенной характеристикой совокупности явлений;

Обязательность сочетания количественных выражений и качественных определенностей в исследуемых процессах и явлениях, в том числе и в «цифровой экономике»;

Статистический показатель должен включать в себя – объект исследования; время проведения измерения; место его определения; единицу определения (измерения); методику расчета (особо важно в международных сопоставлениях), числовое значение;

Статистическая характеристика должна включать – состояние, динамику или вариацию, соотношение, взаимосвязь, структуру статистической совокупности или отдельного явления.

В настоящее время очень часто используются статистические термины, **подразумевающие статистический показатель** – статистические цифры (date, big date); варианта (вариант); статистика (statistic, расчетные статистические показатели; например, критерий Фишера); индикатор; индекс; показатели бюджета; информация, относящаяся к инвестициям; данные о состоянии рынка и т.д.

Является ли каждый из приведенных терминов аналогом термина «статистический показатель»?

Нет! Ни один из рассмотренных терминов не является полным аналогом и синонимом термина «статистический показатель» и не может его заменить. Причина – отсутствие, хотя бы одного из вышеперечисленных свойств, статистических показателей.

Остановимся на признаках общей классификации статистических показателей, предполагаемых к использованию в «цифровой экономике», которые позволят более глубоко их понять.

Признаки общей классификации статистических:

– По отношению к статистической науке: а) собственно статистические показатели; б) показатели других наук.

– По способу определения количественного содержания: а) абсолютные; б) относительные.

– По территориальному охвату объекта: а) глобальные; б) континентальные; в) группы стран; г) отдельных стран; д) региональные; е) административных единиц; ж) городов; з) предприятий, организаций и т.д.

– По объектам и видам экономической деятельности: а) фирма; б) объединение; в) подвид экономической деятельности; г) вид экономической деятельности.

– По охватываемому времени: а) моментные; б) интервальные.

– По степени изменяемости во времени: а) статические; б) динамические.

– По степени сложности образования признака: а) одномерные; б) многомерные.

– По отношению к характеризуемому объекту: а) непосредственно характеризующие объект – «прямые»; б) опосредованно, через другой объект – «косвенные».

– По отношению к характеристике описываемого процесса: а) экстенсивные (объемные); б) интенсивные (качественные).

– По степени сложности методики расчета: а) полученные в результате применения отдельного метода статистики; б) полученные в результате применения комплекса методов статистики.

– По отношению к реальности: а) характеризующие действительность (реальные); б) характеризующие возможность (потенциальные, нормативные, прогнозные, плановые).

– По отношению к задаче исследования: а) исходные (входные); б) результативные (выходные). При рассмотрении статистического показателя, следует определиться, **в какой форме приводить статистический показатель**, поскольку статистика в целом – наука о массовых явлениях и процессах, которым присущи статистические (вероятностные, стохастические), а не жестко детерминированные закономерности. Наш вывод – **вероятностная форма представления** статистических показателей должна рассматриваться **как основная**, а представление статистических показателей в форме одного числа без всякой вероятностной оценки – как исключение.

Основные направления работы НОЦ СИ (научно-образовательного центра статистических исследований) ОГУ по анализу развития «цифровой экономики» в ПФО и дальнейшего внедрения в учебный процесс кафедры.

1. В результате анализа определений цифровой экономики, представленных в рекомендациях международных организаций, российских и зарубежных научных источниках обобщить принципы к их построению и **выявить факторы, препятствующие разработке унифицированного определения цифровой экономики для использования национальными статистическими ведомствами.** Определить значение цифровой экономики для целей статистического учета идентифицируемые в зависимости от характера и результатов цифровой трансформации хозяйственной деятельности организаций. Разработать соответствующую данному определению отраслевую классификацию цифровой экономики, которая может лежать в основе совершенствования инструментов статистического наблюдения. Она будет

включать согласованную на международном уровне собирательную классификационную группировку видов экономической деятельности сектора ИКТ, связанных с производством ИКТ-товаров и оказанием ИКТ-услуг, а также разработанные на основе научного подхода классификационную группировку видов экономической деятельности цифрового сектора, связанных с производством цифровых товаров (цифрового контента) и оказанием услуг в электронном виде и классификационную группировку видов экономической деятельности секторов, в которых используются цифровые технологии.

2. **Сформировать систему статистических показателей**, включающую следующие блоки показателей: показатели сектора ИКТ, показатели цифрового сектора, показатели цифровой трансформации организаций, показатели затрат организаций на цифровые технологии и показатели цифровых навыков занятого населения, которая может выступать основой информационного обеспечения количественной оценки факторов и результатов развития цифровой экономики на национальном уровне. Особенностью системы является то, что она включает показатели, используемые в рамках статистики ИКТ и ряд новых индикаторов, разработанных в соответствии с определением и классификацией видов экономической деятельности цифровой экономики.

3. **Разработать методику количественной оценки состояния, развития и конкурентоспособности российского сектора ИКТ**, включающую алгоритм смыкания временных рядов показателей валовой добавленной стоимости и инвестиций в основной капитал по видам экономической деятельности, связанным с производством ИКТ-товаров и оказанием ИКТ-услуг, и пересчета значений этих показателей в постоянные цены с использованием индексов физического объема, алгоритм расчета индекса нормы накопления основного капитала, а также алгоритм расчета показателей степени открытости экономики для внешней торговли по видам ИКТ-продукции. обеспечить проведение структурно-динамического анализа развития сектора ИКТ. Результаты апробации разрабатываемой методики позволят исследовать факторы, положительно и отрицательно воздействующие на внедрение инноваций, связанных с цифровыми технологиями, в российских организациях.

4. При помощи показателя затрат на цифровые технологии на 1000 рублей оборота организации **проанализировать изменение потребности бизнеса** Оренбургской области **в цифровых инновациях**. На основе анализа структурных сдвигов определить существенность изменения состава затрат на цифровые технологии на различных этапах технологического развития компаний по разрабатываемой методике. Применить методы корреляционного и регрессионного анализа и установить характер и аналитическое выражение взаимосвязи между затратами на цифровые технологии и оборотом организации, а также оценить эластичность таких затрат на изменение величины оборота российских предприятий.

5. **Разработать методику оценки уровня цифровых навыков по микроданным** официальных выборочных обследований использования ИКТ

домашними хозяйствами и населением, и выборочных обследований населения по проблемам занятости. позволяет однозначно для каждого респондента определить соответствующий уровень навыков, связанных с работой на персональном компьютере и использованием Интернета. что обеспечит построение сводных группировок и рядов распределения на основе распространенных итогов, по которым будет проведен анализ вариации признака, а также расчет и анализ динамики средневзвешенного уровня цифровых навыков, что дает возможность исследовать аспекты развития навыков использования цифровых технологий у занятого населения.

6. По сопоставимым на международном уровне показателям использования цифровых технологий в организациях при помощи анализа динамики изучить особенности цифровой трансформации организаций в ПФО и с применением коэффициентов опережения роста осуществить сравнительный анализ с КНР. Проведение кластерного анализа, при помощи методов иерархической кластеризации и метода k-средних, а также методов дисперсионного анализа и анализа ширины силуэтов, на основе которых осуществлена проверка качества полученного кластерного решения, позволит сформировать многомерную классификацию видов экономической деятельности по показателям использования цифровых технологий в организациях. Применяя сводный индекс цифровой зрелости организаций, сформированный в результате факторного анализа, даст возможность проанализировать степень отраслевых различий и уточнить структурные закономерности использования цифровых технологий в организациях по видам экономической деятельности, а также в обобщенном виде оценить интенсивность цифровой трансформации предприятий ПФО.

Список литературы

1. Афанасьев В.Н. К вопросу истории статистической методологии познания / Вестник НГУЭУ, г. Новосибирск, № 2, – 2017. – С. 63-81
2. Михайлова Т.М. Новое в теории статистических показателей и их систем. – СПб.: Изд-во СПбГУЭФ, – 2007. – С. 22-56.
3. Прохоров П.Э. Определение цифровой экономики для целей статистического исследования / Вопросы статистики. – 2020. – т.27 №4 – С. 66-79.
4. Суслов И.П. Теория статистических показателей. – М.: Статистика, – 1975. – 264 с.
5. Эдельгауз Г.Е. Достоверность статистических показателей.- М.: Статистика, – 1977. – 278 с.
6. Эдельгауз Г.Е. Точность, надежность и устойчивость экономических показателей. – Л: Изд-во Ленинградского университета, – 1971. – 126 с.

ОСОБЕННОСТИ ДЕЛОВОЙ АКТИВНОСТИ ПРЕДПРИЯТИЯ

Ахмадиева З.Р., канд. пед. наук
Кумертауский филиал ОГУ

Деловая активность играет важную роль в обеспечении эффективности и прибыльности предприятия. Оценка показателей деловой активности - один из комплексных методов оценки эффективности функционирования современного предприятия на рынке. Деловая активность организации- действия, которые позволяют предприятию продвигаться на рынке, где она функционирует.

Изучению экономической категории «деловая активность» посвящено достаточно много научных трудов. Рассмотрим данное понятие с точки зрения различных авторов.

Таблица 1- Авторские понятия «деловая активность предприятия»

комплексная и динамичная характеристика предпринимательской деятельности (И.О. Евстигнеева)	Д Е Л О В	спектр усилий, направленных на продвижение фирмы на рынках продукции, труда, капитала (Н.Н. Харитонова)
результативность работы предприятия относительно величины авансированных ресурсов (В.Р. Банк, С.В. Банк, А. В. Тараскина)	А Я А К	мотивированный макро- и микроуровнем управления процесс хозяйственной деятельности организаций (В.Д. Молоканов)
деятельность всех функциональных подразделений предприятия (И.В. Сидоренко)	Т И В Н О С Т Ь	процесс динамического развития предприятия (С. Л. Дзахоева)

Каждый из авторов предлагает различные подходы к определению понятия «деловая активность», обобщив изученные определения можно выделить следующие подходы:

- 1) комплекс мер, направленный на расширение доли рынка и увеличение объемов продаж;
- 2) оценочный параметр результативности (эффективности) работы предприятия в целом (рисунок 1).

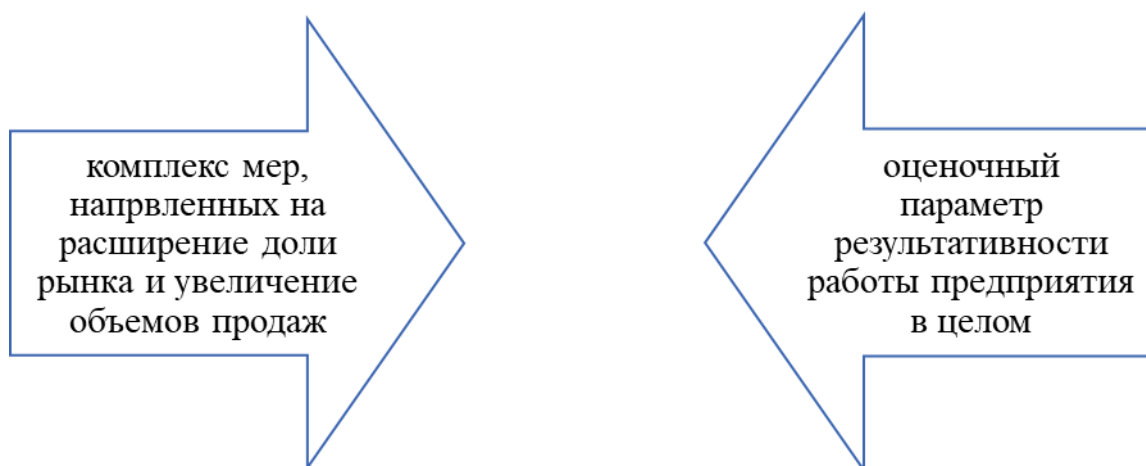


Рисунок 1- Подходы к понятию «деловая активность»

Выбирать методику исследования деловой активности необходимо исходя из специфики предприятия.

Основной финансовой характеристикой деловой активности является, прежде всего, скорость оборота его средств. Для оценки деловой активности необходимо исследовать динамику различных показателей оборачиваемости.

Также важнейшими характеристиками среды формирования экономического успеха предприятий являются показатели рентабельности

Анализ рентабельности заключается в исследовании уровней и динамики разнообразных показателей прибыльности (убыточности), которые являются относительными показателями финансовых результатов деятельности предприятия.

Проведём оценку деловой активности ООО «Пивзавод» в таблице 2.

Таблица 2 - Показатели деловой активности ООО «Пивзавод» за 2019 – 2021гг.

Показатель	Годы			Абсолютное изменение (±) 2021 г.	
	2019 г.	2020 г.	2021 г.	к 2019 г.	к 2020 г.
Коэффициент оборачиваемости оборотных активов	0,77	0,82	0,87	0,1	0,05
Период оборачиваемости оборотных активов, дни	465	439	414	-51	-25
Коэффициент оборачиваемости запасов	6,71	7,59	7,14	0,43	-0,45
Период оборачиваемости запасов, дни	54	47	50	-4	3
Коэффициент оборачиваемости	5,22	4,53	4,24	-0,98	-0,29

Показатель	Годы			Абсолютное изменение (±) 2021 г.	
	2019 г.	2020 г.	2021 г.	к 2019 г.	к 2020 г.
дебиторской задолженности					
Период оборачиваемости, дебиторской задолженности, дни	69	79	85	16	6
Коэффициент оборачиваемости кредиторской задолженности	9,75	11,16	10,57	0,82	-0,59
Период оборачиваемости, кредиторской задолженности, дни	37	32	34	-3	2
Продолжительность операционного цикла, дни	123	126	135	12	9
Продолжительность финансового цикла, дни	86	94	101	15	7

По данным таблицы 2 видно, что все показатели деловой активности снизились. Это говорит о недостаточности ресурсов для поддержания текущей деятельности компании, в случае отсутствия доступа к финансовым ресурсам это повлечет за собой увеличение финансовых расходов ООО «Пивзавод».

За исследуемый период наблюдается значительное понижение срока оборачиваемости оборотного капитала на 25 дней. За 2021 год наблюдается снижение кругооборота запасов (средств) ООО «Пивзавод», период оборачиваемости запасов повысился на 3 дня.

За три года наблюдается понижение кругооборота дебиторской задолженности предприятия, вследствие значительного увеличения суммы дебиторской задолженности, что не благоприятно для ООО «Пивзавод». Количество оборотов понизилось с 5,22 до 4,24 за 2 года. Срок погашения дебиторской задолженности ООО «Пивзавод» повысился на 6 дней.

Также за период 2019-2021 гг. наблюдается понижение кругооборота кредиторской задолженности предприятия, вследствие увеличения суммы кредиторской задолженности, что является отрицательным моментом для ООО «Пивзавод». Количество оборотов за 2020-2021гг. понизилось с 11,16 до 10,57 за 2 года. Средний срок погашения кредиторской задолженности увеличился на 2 дня.

Динамика продолжительности операционного и финансового цикла ООО «Пивзавод» представлены на рисунке 2 и 3.

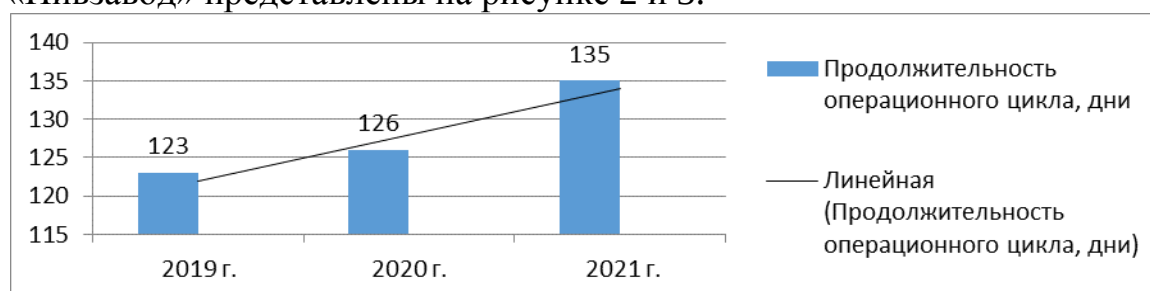


Рисунок 2 - Динамика продолжительности операционного цикла
ООО «Пивзавод»

Динамика продолжительности финансового цикла ООО «Пивзавод» представлена на рисунке 4.

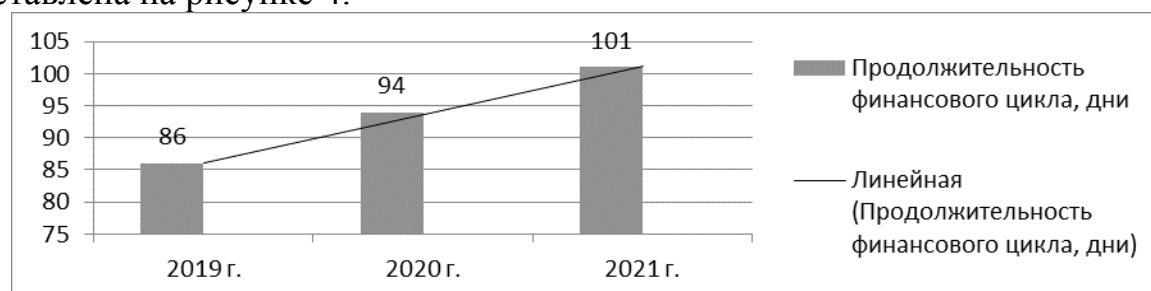


Рисунок 3 - Динамика продолжительности финансового цикла
ООО «Пивзавод»

Как видим из рисунков операционный цикл ООО «Пивзавод» в 2021 году повысился на 9 дней и составил 135 дней, что является отрицательной тенденцией. К увеличению операционного цикла привело замедление оборачиваемости запасов.

В 2021 году финансовый цикл предприятия увеличился на 7 дней. Это можно считать отрицательной тенденцией в развитии предприятия.

ООО «Пивзавод» несмотря на некоторое увеличение доли заемных средств, обладает общей финансовой устойчивостью.

Одним из важных показателей эффективности деятельности предприятия является рентабельность, которая показывает прибыль, получаемую с 1 рубля вложенных средств.

Проведем анализ рентабельности предприятия за 2019-2021 гг. по данным таблицы 3.

Таблица 3 - Анализ рентабельности ООО «Пивзавод» за 2019 – 2021 гг.

Показатели	2019 г.	2020 г.	2021 г.	Абсолютное изменение (±) 2021 г.	
				к 2019 г.	к 2020 г.
1 Рентабельность продаж, %	9,9	9,3	7,0	-2,9	-2,3
2 Рентабельность вложенного капитала, %	4,1	3,6	2,5	-1,6	-1,1
3 Рентабельность собственного капитала, %	5,2	4,5	3,4	-1,8	-1,1
4 Рентабельность оборотного капитала, %	14,4	11,6	7,2	-7,2	-4,4

Снижение в динамике всех без исключения показателей рентабельности оценивается отрицательно для ООО «Пивзавод».

По результатам проведенного анализа рентабельности ООО «Пивзавод» видно, что уровень рентабельности от продаж сократился с 9,9 % до 7 % за 2 года. На снижение показателя повлияло сокращение величины прибыли от продаж.

Рентабельность вложенного капитала сократилась с 4,1 % до 2,5 % за период 2019 -2021 гг. Снижение рентабельности капитала ООО «Пивзавод» свидетельствует о понижении эффективности использования капитала предприятия.

Рентабельность собственного капитала также сократилась до 3,4 % в 2021 году, что является отрицательным моментом для предприятия.

Это говорит о том, что у завода снизился уровень прибыли после выплаты налога, что нельзя назвать положительным изменением. Рентабельность оборотного капитала сократилась с 11,6 % в 2020 году до 7,2 % в 2021 году.

Итоги работы за 2021 год свидетельствуют о незначительном ухудшении хозяйственной деятельности ООО «Пивзавод».

Диагностика банкротства позволяет оценить производственную, инвестиционную и финансовую деятельность предприятия.

Рассчитаем вероятность банкротства с помощью 5-факторной модели Э. Альтмана, которая имеет вид:

$$Z = 0,717 \times X1 + 0,874 \times X2 + 3,10 \times X3 + 0,42 \times X4 + 0,995 \times X5,$$

Результаты расчетов представим в таблице 4.

Таблица 4- Результаты расчетов

$X1_{2019 \text{ г.}} = \frac{36909}{131140} = 0,281$	$X1_{2020 \text{ г.}} = \frac{49195}{146416} = 0,336$	$X1_{2021 \text{ г.}} = \frac{57268}{153388} = 0,373$
$X2_{2019 \text{ г.}} = \frac{25536}{131140} = 0,195$	$X2_{2020 \text{ г.}} = \frac{26896}{146416} = 0,184$	$X2_{2021 \text{ г.}} = \frac{29392}{153388} = 0,192$
$X3_{2019 \text{ г.}} = \frac{7138}{131140} = 0,054$	$X3_{2020 \text{ г.}} = \frac{5066}{146416} = 0,035$	$X3_{2021 \text{ г.}} = \frac{7067}{153388} = 0,046$
$X4_{2019 \text{ г.}} = \frac{109799}{21341} = 5,145$	$X4_{2020 \text{ г.}} = \frac{111158}{35258} = 3,153$	$X4_{2021 \text{ г.}} = \frac{113655}{39733} = 2,860$
$X5_{2019 \text{ г.}} = \frac{99012}{131140} = 0,753$	$X5_{20120 \text{ г.}} = \frac{113803}{146416} = 0,777$	$X5_{2021 \text{ г.}} = \frac{130381}{153388} = 0,850$

$$Z_{2019 \text{ г.}} = (0,717 \times 0,281) + (0,874 \times 0,195) + (3,10 \times 0,054) + (0,42 \times 5,145) + (0,995 \times 0,753) = 3,44$$

$$Z_{2020 \text{ г.}} = (0,717 \times 0,336) + (0,874 \times 0,184) + (3,10 \times 0,035) + (0,42 \times 3,153) + (0,995 \times 0,777) = 2,61$$

$$Z_{2021 \text{ г.}} = (0,717 \times 0,373) + (0,874 \times 0,192) + (3,10 \times 0,046) + (0,42 \times 2,860) + (0,995 \times 0,850) = 2,62$$

Так как $Z > 1,23$ - вероятность банкротства низкая за 2021 год, однако показатель за Z имеет тенденцию снижения на 23,8 % за 2 года.

Анализ полученных данных показывает, что необходимо принять определенные меры для повышения финансовой устойчивости и ликвидности. На протяжении исследуемого периода отслеживается тенденция ухудшения финансового состояния ООО «Пивзавод».

Для улучшения ситуации руководству ООО «Пивзавод» необходимо принять меры по следующим направлениям:



С помощью анализа деловой активности можно объективно оценить деятельность организации в настоящее время и спрогнозировать ключевые финансовые показатели в будущем, разработать стратегию и тактику развития организации.

Список литературы

1. Годящев, М.А. Особенности управления деловой активностью предприятия/ М.А. Годящев //Электронный научно-практический журнал «Синергия»- 2017. № 3.-с. 56-61.
2. Молоканов, В.Д. Управление деловой активностью организаций методами экономических и социально-психологической мотивации/ В.Д. Молоканов/ автореф. дис....канд. экон. наук, Орел, 1998.-24с.
3. Мясникова, О.В. Статистическое изучение деловой активности предприятия (на примере розничной торговли и транспорта)/О.В. Мясникова/ автореф. дис....канд. экон. наук, СПб, 2007.-23с.

ИССЛЕДОВАНИЕ СОВРЕМЕННЫХ АРХИТЕКТУР ГЕНЕРАЦИИ РУССКОЯЗЫЧНОГО ТЕКСТА НА ОСНОВЕ НЕСТРУКТУРИРОВАННЫХ МЕДИЦИНСКИХ ДАННЫХ

Болодурина И.П., д-р тех. наук, профессор,

Борщук Е.Л., д-р мед. наук, профессор,

Гришина Л.С., Жигалов А.Ю.

**Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования**

«Оренбургский государственный университет»,

**Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования**

«Оренбургский государственный медицинский университет»

За последнее десятилетие цифровизация затронула почти все сферы жизни, включая здравоохранение. Внедрение электронных медицинских карт пациентов (ЭМК), разработка единой государственной информационной системы позволило накапливать большие объемы данных. При этом система хранения и записи полученной информации не позволяет на настоящий момент получить полностью структурированную и систематизированную базу данных описания всех этапов медицинского обслуживания. Например, оказание услуг в медицинской организации может носить различный характер: скорая медицинская помощь, первичная медико-санитарная помощь, осуществление приема пациента у врача для консультации или лечения, прохождения некоторых дополнительных обследований (общий анализ крови, ЭКГ и т.д.) и другие виды услуг. Частные организации ввиду небольшого потока пациентов активно модернизируют медицинские информационные системы (МИС) для облегчения анализа внутренних процессов, в то время как государственные МИС с огромным количеством пользователей зачастую хранят данные в виде отдельных текстовых документов, обработка которых может составлять довольно трудоемкую задачу в виду их неструктурированности. С другой стороны, накопленная информация может иметь большой потенциал для разработки систем поддержки принятия врачебных решений (СППВР).

Целью данной работы является исследование методов и подходов к анализу неструктурированных русскоязычных медицинских текстов в рамках решения задачи генерации рекомендаций для пациента.

Исследованиями в области обработки естественных языков занимаются ученые по всему миру. В рамках анализа неструктурированных данных на данный момент предложено несколько подходов к формированию векторного представления текста с учетом контекстной информации, а также методов прогнозирования наиболее вероятных токенов для заданной последовательности слов.

Так, в работе [1] рассмотрена возможность применения логистической регрессии, метода опорных векторов и искусственных нейронных сетей (ИНС)

для англоязычных текстов отзывов пациентов о четырех лекарственных препаратах. Полученные результаты продемонстрировали точность от 60,8% до 77,6% прогнозирования положительной или отрицательной оценки лекарства по отзыву пациента, что свидетельствует о потенциально высоких возможностях применения методов NLP для построения СППВР.

Кроме того, высокую эффективность применения в сфере обработки медицинских текстов продемонстрировали методы глубокого обучения. Авторы исследования [2] способов адаптации современных языковых моделей для извлечения информации о пациенте из англоязычных клинических рассказов в свободной форме для автоматического заполнения форм. Для фильтрации нерелевантной информации получена оценка F1-score 81,1%, что является довольно значимым показателем.

Авторами работы [3] предложен подход к автоматической разработке и ранжированию большого корпуса для генерации русских парафраз. Тексты для обучения не имели определенной специфики, однако полученные результаты исследования могут быть распространены на другие генеративные задачи.

Архитектуры генерации текста

Рассмотрим современные архитектуры генерации русскоязычного текста для работы с неструктурированными данными.

Модель BertGeneration — это модель BERT, которую можно использовать для задач последовательного преобразования с использованием EncoderDecoderModel [4]. Данная модель совместима с общедоступными предварительно обученными контрольными точками BERT, GPT-2 и RoBERTa. Архитектура модели BERT представлена на рис. 1.

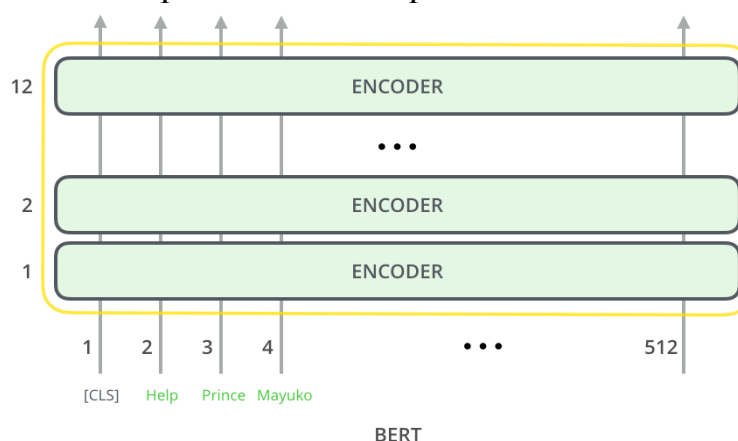


Рисунок 1 – Схематичное представление взаимодействия слоев модели BERT

Модель GPT-2 является авторегрессионной моделью и генерирует новое слово на каждой итерации [5]. В отличие от модели BERT она состоит из блоков декодера (рис. 2), имеет другой механизм внимания и использует генеративное предварительное обучение.

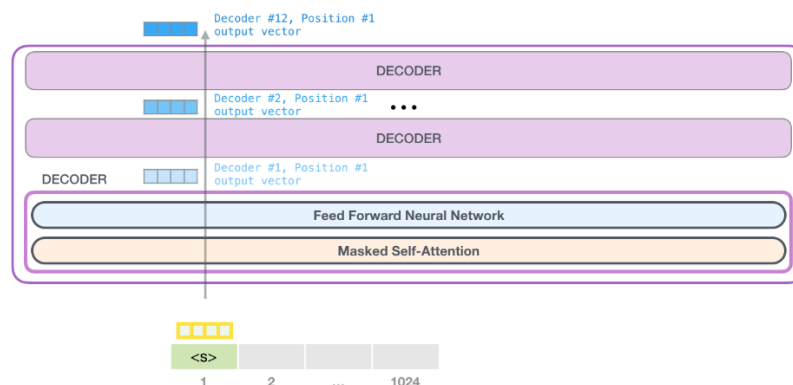


Рисунок 2 – Схематичное представление взаимодействия слоев модели GPT-2

В настоящий момент уже представлена модель GPT-3, у которой количество используемых параметров увеличилось более чем в 100 раз.

Кроме того, существует модель Transformer XL, которая достигает более высокой производительности как на коротких, так и на длинных последовательностях [6]. Архитектура модели Transformer XL представлена на рис. 3.



Рисунок 3 – Схематичное представление слоев модели Transformer XL

Вычислительный эксперимент

Рассмотрим предобученную нейросетевую модель GPT 2 Large в конфигурации «sberbank-ai/rugpt2large» и проведем обучение в течении 100 эпох на корпусе из 2000 клинических текстов жалоб пациентов. Изменение функции потерь в процессе обучения представлено на рисунке 4, а использование соответствующих ресурсов GPU системы на рисунке 5.

Ошибка loss на валидационном наборе данных составила 11.16, а результат генерации рекомендаций пациенту на основе жалоб представлен в таблице 1.

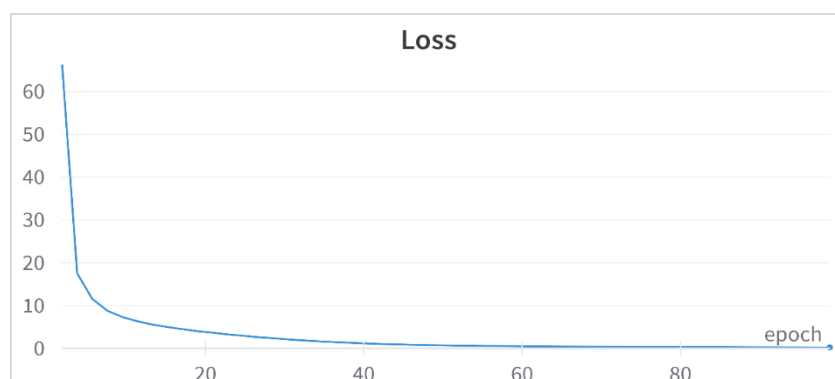


Рисунок 4 – Зависимость функции потерь loss от эпохи обучения

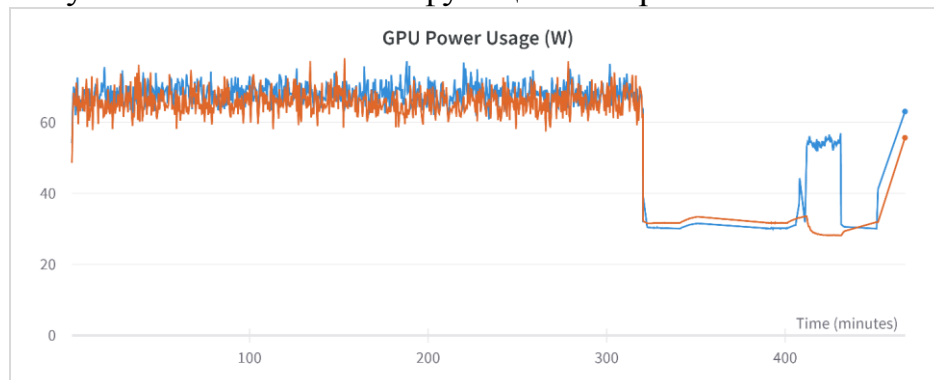


Рисунок 5 – Зависимость использования ресурсов GPU от время обучения

Таблица 1 – Пример генерации рекомендаций модели GPT 2 Large

Жалобы пациента	Рекомендации врача	Результат генерации GTP-2 Large
головокружение шум ушах слабость боль голеностопных суставах	оак бак экг консультация невролога консультация ревматолога кальцецин адванс 1 таб 2 раза день терафлекс 1 таб 1 д ноопепт 1 т 2 раза день мексидол 125 мг 1 таб 2 р д 14 д бетагистин 8 мг 1 таб 3 раза день 30 д энап 10 мг 1 день	оак бак экг консультация невролога
жалобы нестабильность ад дискомфорт груди одышка	контроль ад пульса стол 10 биспролол 2 5 мг лозартан 25 50 мг верошпирон 25 мг триметазидин 35 мг 2р	контроль срб биспрол 2 5 мг утром лозартан 25 1р верошпирон 50мг
головокружение головная боль неустойчивость ходьбе слабость	метуцин холинальфастерат диклак калмирекс	магnezия холинальфастерат нош па

Таким образом, в рамках данной работы исследованы методы и подходы к анализу неструктурированных русскоязычных медицинских текстов для решения задачи генерации рекомендаций для пациента. Обучена модель GPT-2 Large и получены результаты демонстрирующие потенциально высокие возможности применения методов NLP для построения СППВР.

Исследование выполнено в рамках программы «Приоритет-2030» (соглашение №075-15-2021-1171/2 от 11 мая 2022 г.), а также при финансовой поддержке стипендии Президента Российской Федерации молодым ученым и аспирантам (СП-919.2022.5).

Список литературы

1. Harrison, C.J. Machine learning in medicine: a practical introduction to natural language processing / C.J. Harrison, C.J. Sidey-Gibbons // BMC Med Res Methodol. – 2021.
2. Zhou L. Adapting State-of-the-Art Deep Language Models to Clinical Information Extraction Systems: Potentials, Challenges, and Solutions / L. Zhou, H. Suominen, T. Gedeon // JMIR Med Inform. – 2019. –Vol. 7(2).
3. Gudkov V. Automatically ranked Russian paraphrase corpus for text generation / V. Gudkov, O. Mitrofanova, E. Filippikh. // arXiv:2006.09719. – 2020.
4. Rothe S. Leveraging pre-trained checkpoints for sequence generation tasks / S. Rothe, S. Narayan, A. Severyn // Transactions of the Association for Computational Linguistics. – 2020. –Vol. 8. –P. 264–280.
5. OpenAI blog, Better Language Models and Their Implications. Режим доступа: <https://openai.com/blog/better-language-models/>
6. Dai Z. Transformer-XL: Attentive Language Models Beyond a Fixed-Length Context / Z. Dai, Zh. Yang, Y. Yang, J. Carbonell, Q. V. Le, R. Salakhutdinov // arXiv:1901.02860. – 2019.

РАЗРАБОТКА ВЕБ-СЕРВИСА АВТОМАТИЧЕСКОЙ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СИСТЕМЫ АННОТИРОВАНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ ОПТИЧЕСКОЙ КОГЕРЕНТНОЙ ТОМОГРАФИИ

**Болодурина И.П., д-р тех. наук, профессор, Лосицкий А.О.,
Жигалов А.Ю., Гришина Л.С.**
**Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования
«Оренбургский государственный университет»,
Федеральное государственное автономное учреждение национальный
медицинский исследовательский центр межотраслевой научно-
технический комплекс
«Микрохирургия глаза» имени академика С.Н. Федорова**

За последнее десятилетие методы интеллектуальной обработки изображений непрерывно и быстро развивались, обеспечив в настоящий момент высокий уровень производительности и эффективности, а также обширные возможности к их внедрению во множество прикладных задач. В области медицины появляется все больше инструментов на основе алгоритмов искусственного интеллекта, а по прогнозам IDTechEx объем рынка ИИ для распознавания изображений в медицинской диагностике будет расти экспоненциально [1].

Инструменты искусственных нейронных сетей (ИНС) в настоящее время позволяют выделять самые редкие признаки на изображениях, ввиду чего могут быть особенно полезными, например, для сканирования и анализа сетчатки глаза. Изображения оптического когерентного томографа (ОКТ) используются в медицинской практике для выявления нормы и патологий развития глаза и своевременной коррекции зрения. Большой накопленный объем данных позволяет обучить модели ИИ для решения частных задачи. В этой связи, применение ИНС в рамках данной задачи позволит автоматизировать процесс описания состояния глаза, реализуя поддержку принятия врачебных решений в диагностике заболеваний.

Целью данной работы является исследование методов и подходов к построению автоматической интеллектуальной системы аннотирования снимков оптической когерентной томографии, а также разработка веб-сервиса для интеграции системы и открытого доступа к ресурсам.

В последнее время идет активное исследование в области анализа DICOM изображений методами искусственного интеллекта. Данное направление развивается быстрыми темпами поскольку методы глубокого обучения показывают хорошие результаты области анализа изображений.

Авторами работы [2] предложена модель классификации для автоматической идентификации лиц с возрастной дегенерацией желтого пятна или диабетическим макулярным отеком с использованием особенностей сетчатки из изображений спектральной ОКТ. В предложенной модели

классификации используются характеристики сетчатки, такие как толщина сетчатки и толщина отдельных слоев сетчатки, а также такие признаки как, друзы и гиперрефлексивные внутриретиальные пятна. Для лучшей классификации авторами предварительно автоматически извлечены десять клинически важных характеристик сетчатки путем сегментации отдельных изображений ОКТ. Эффективность извлеченных признаков оценивается с использованием Random Forest Classifier.

Одной из основных задач компьютерной диагностики является выявление заболеваний сетчатки. Авторами статьи [3] проведено исследование, направленное на классификацию пациентов с хориоидальной неоваскуляризацией, диабетическим макулярным отеком, друзами и здоровыми с использованием изображений оптической когерентной томографии. Для классификации заболеваний сетчатки были использованы два метода, основанных на переносе обучения: SqueezeNet и Inception V3 Net.

В статье [4] авторы предложили архитектуру модели глубокого обучения, для определения диабета у человека по фотографии его сетчатки. Авторы использовали набор данных относительно небольшого размера для разработанной модели DiaNet на основе многоступенчатой сверточной нейронной сети (CNN), которая достигла точности более 84% для данной задачи, находя при этом успешно области на сетчатке. Авторами проведен сравнительный анализ производительности модели DiaNet с существующими моделями машинного обучения на основе клинических данных.

В исследовании [5] представлен метод обнаружения диабетической ретинопатии. Изображения диабетической ретинопатии были предварительно обработаны и прошли адаптивное выравнивание с ограничением контраста для получения изображений с меньшим уровнем шума и большим количеством отличительных признаков. Кроме того, авторами разработана модель декомпозиции гибридной сверточной нейронной сети, чтобы уменьшить входные признаки для классификатора.

Таким образом, проведенный обзор исследований показал, что потенциально возможна разработка автоматической интеллектуальной системы аннотирования снимков оптической когерентной томографии. При этом доступные архитектуры нейронных сетей позволяют выделять признаки на схожих изображениях с достаточно высокой точностью.

Распознавание изображений с помощью свёрточных нейронных сетей

Свёрточные нейронные сети (CNN) - это архитектура нейронных сетей используемая в основном в задачах по распознаванию изображений и речи. Свёрточные слои работают с изображениями RGB (представленными в виде 3 матриц одинаковой размерности) и позволяют уменьшать большую размерность изображений без потери информации.

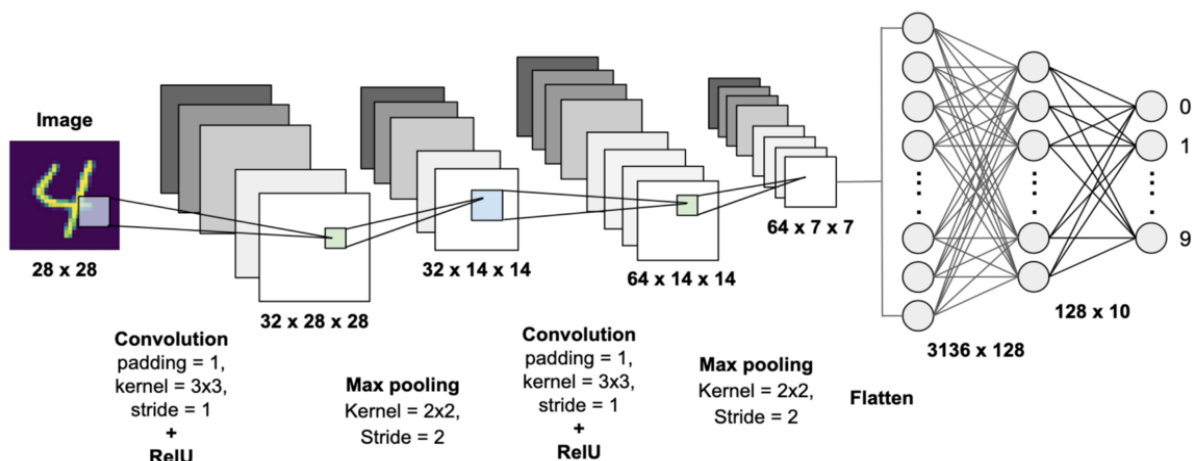


Рисунок 1 – Схематичное представление архитектуры CNN

Для анализа ОКТ изображений разработаны модели свёрточных нейронных сетей с использованием фреймворка pytorch. Набор данных для обучения составил порядка 9800 изображений с более чем 110 метками. В результате экспериментов построено 30 моделей с сбалансированной точностью от 70% до 90%, которые выгружены на сервер.

Веб-сервис автоматической интеллектуальной системы аннотирования изображений оптической когерентной томографии

В режиме Optovue генерация ОКТ изображения выдает pdf файл на котором изображено 3 сечения сетчатки глаза. Для более точного анализа ОКТ исследования необходимо рассматривать все сечения сразу. На серверной части веб-приложения происходит преобразование pdf файла в jpg с последующим вырезанием 3 сечений. После чего вырезанные изображения подаются на вход моделям нейронных сетей, для получения результата.

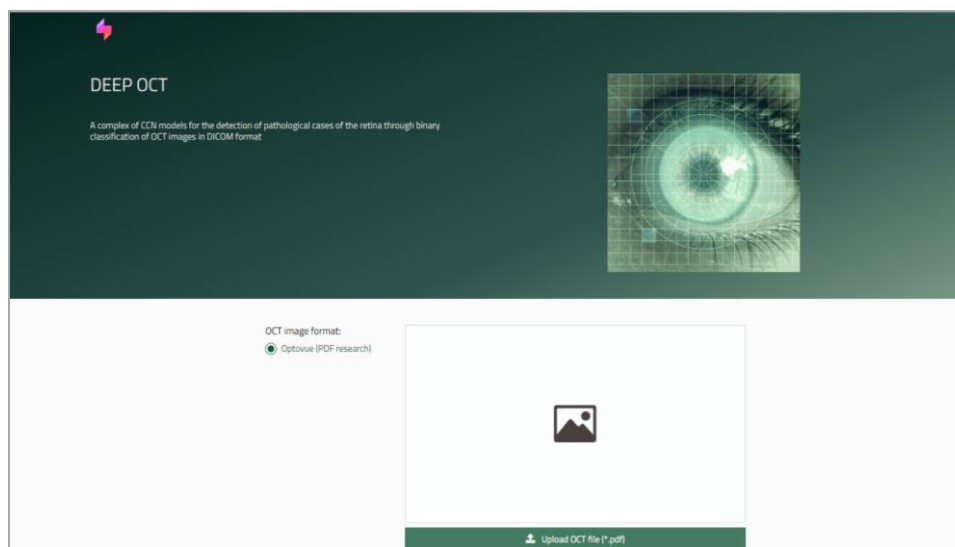


Рисунок 1 – Интерфейс веб-сервиса автоматической интеллектуальной системы аннотирования изображений ОКТ

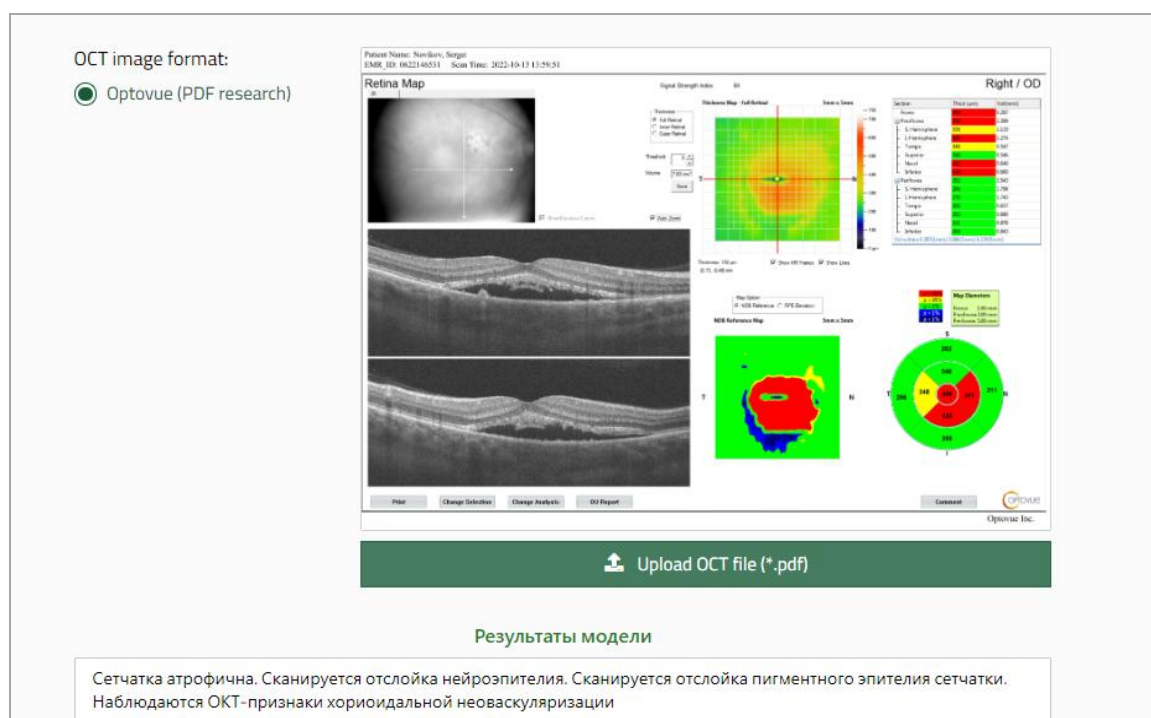


Рисунок 2 – Пример работы веб-сервиса для аннотирования изображения ОКТ

Таким образом, в рамках данной работы исследованы методы и подходы к построению автоматической интеллектуальной системы аннотирования снимков оптической когерентной томографии, а также разработан веб-сервис для интеграции системы и открытого доступа к ресурсам. Полученные результаты исследования могут быть использованы для построения системы поддержки принятия врачебных решений на этапе диагностирования заболеваний сетчатки глаза.

Исследование выполнено в рамках программы «Приоритет-2030» (соглашение №075-15-2021-1171/2 от 11 мая 2022 г.).

Список литературы

1. IDTechEx Reports, – Портал о маркетинговых исследованиях, бизнес-аналитике и мероприятиях, посвященных новым технологиям. Режим доступа: <https://www.idtechex.com/en/research-report/ai-in-medical-diagnostics-2020-2030-image-recognition-players-clinical-applications-forecasts/766>.
2. Hussain Md. A. Classification of healthy and diseased retina using SD-OCT imaging and Random Forest algorithm. / Md. A. Hussain, A. Bhuiyan Ch. Luu, R. Smith R. Guymer, H. Ishikawa, J. Schuman, K. Ramamohanarao // PLOS ONE. 13. – 2018.
3. Saleh N. Transfer learning-based platform for detecting multiclassification retinal disorders using optical coherence tomography images / N. Saleh, M. Wahed, A. Salaheldin // International Journal of Imaging Systems and Technology. – 2022.

4. Islam M. T. DiaNet: A Deep Learning Based Architecture to Diagnose Diabetes Using Retinal Images Only / M. T. Islam, H. R. H. Al-Absi, E. A. Ruagh, T. Alam // IEEE Access. –2021, – Vol. 9, – P. 15686-15695.
5. Nahiduzzaman M. Hybrid CNN-SVD Based Prominent Feature Extraction and Selection for Grading Diabetic Retinopathy Using Extreme Learning Machine Algorithm / M. Nahiduzzaman, M. R. Islam, S. M. R. Islam, M. O. F. Goni, M. S. Anower, K. -S. Kwak // IEEE Access. –2021, – Vol. 9, –P. 152261-152274.

МЕТОД ИДЕНТИФИКАЦИИ СЕТЕВЫХ АТАК И ВЫБОР ОПТИМАЛЬНЫХ ИНСТРУМЕНТОВ ЗАЩИТЫ СЕТИ VANET

Болодурина И.П., д-р тех. наук, профессор,

Парфёнов Д.И., канд. тех. наук,

Гришина Л.С., Жигалов А.Ю.

**Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования
«Оренбургский государственный университет»**

В последнее время автомобильные самоорганизующиеся сети (VANET) вызывают большой интерес. VANET играют жизненно важную роль в беспилотных и полуавтономных транспортных средствах, повышая безопасность и комфорт. Однако, как и любые другие сети, они подвержены угрозам безопасности, которые наблюдаются либо в специальных сетях, либо только в VANET, что может представлять серьезные проблемы. Основными задачами сетей VANET являются обеспечение конфиденциальности данных, повышение и повышения безопасности вождения. Интеллектуальные транспортные средства для передачи информации используют беспроводные сети. Такие транспортные средства в значительной степени зависят от внешней связи с окружающей средой посредством управления данными и обмена сообщениями о совместной работе, поэтому VANET потенциально подвержены ряду атак.

Методы машинного обучения являются эффективными инструментами при решении задачи обнаружения атак [1]. Однако традиционные методы машинного обучения не могут уловить сложные взаимосвязи между признаками из-за ограничений в сложности модели. В последнее время активно используются модели глубокого обучения для идентификации атак на компьютерные сети [2], которые позволяют избежать работы по анализу и отбору признаков. Методы глубокого обучения позволяют получить высокую точность при использовании сырых необработанных данных.

Целью данной работы является разработка метода идентификации сетевых атак и выбора наиболее оптимальных инструментов защиты сети VANET с целью снижения ущерба от возможных инцидентов кибербезопасности.

С развитием информационных и коммуникационных технологий активный рост показали все сферы деятельности, связанные с передачей и обменом данными, включая самоорганизованные мобильные сети VANET. При этом безопасность самих объектов сетей VANET и конфиденциальных данных трафика об их передвижении и тп. является критически важным вопросом, которому посвящено множество исследований.

Авторы исследования [3] провели анализ различных типов атак на безопасность сетей VANET. Наиболее распространенными атаками оказались «Отказ в обслуживании» (DOS) и распределенная атака типа "Отказ в

обслуживании" (DDOS). Одним из главных последствий проведения данных атак является перегруз RSU так, чтобы автомобили в радиусе ее действия не могли воспользоваться услугами.

Статья [4] посвящена подробному описанию таксономии проблем безопасности транспортных сетей VANET. Кроме того, авторы говорят о схожести проблем безопасности данной сети с атаками в Интернете вещей (IoT), так как их парадигмы связаны и вместе образуют интеллектуальные транспортные сети.

В исследовании [5] рассмотрен вопрос идентификации атак в сети Интернета вещей (IoT) на основе модели глубокого обучения. Реализованная сверточная нейронная сеть (CNN) для извлечения признаков из данных и классификация трафика моделью долговременной кратковременной памяти (LSTM) позволила добиться высокой точности.

Авторы исследования [6] разработали эффективный метод глубокого обучения для анализа поведения водителя: сигналы вождения, использование ускорения, число оборотов в минуту (RPM) и др. Модель машинного обучения позволяет в интеллектуальных транспортных сетях определить стиль вождения: нормальное, агрессивное, рассеянное и т.д. Результаты исследования подтверждают, что сверточная нейронная сеть 2D (CNN) эффективно оценивает поведение водителя.

В исследовании [7] представлен метод обнаружения аномалий, который отделяет обычные данные о транспортном средстве от вредоносных и ошибочных данных в сети VANET с помощью глубокой нейронной сети. Разработанный подход реконструкции последовательности, экспериментально подтвердил эффективность при обнаружении данных, соответствующих нескольким типам аномалий.

Анализ работ позволяет сделать вывод об актуальности рассматриваемой проблемы. В данной статье предлагается повысить эффективность идентификации атак в сети VANET за счет применения глубоких нейронных сетей. Главной идеей данной работы является исследование различных структур CNN и подбор оптимальных гиперпараметров моделей для классификации различного типа DDoS атак.

Идентификация атак на основе свёрточных нейронных сетей

Согласно актуальным исследованиям в области безопасности сетей VANET, методы глубокого обучения позволяют добиваться высокой точности и скорости в различных задачах классификации. В рамках данной работы рассматривается применение сверточных нейронных сетей, структура которых является однонаправленной и принципиально многослойной.

В рамках данной работы исследована структура CNN 2D. Исходный набор данных из вектора состоящего из 47 признаков был преобразован в матрицу более высокой размерности 9x9 на основе заполнения данных по спирали (рис.1).

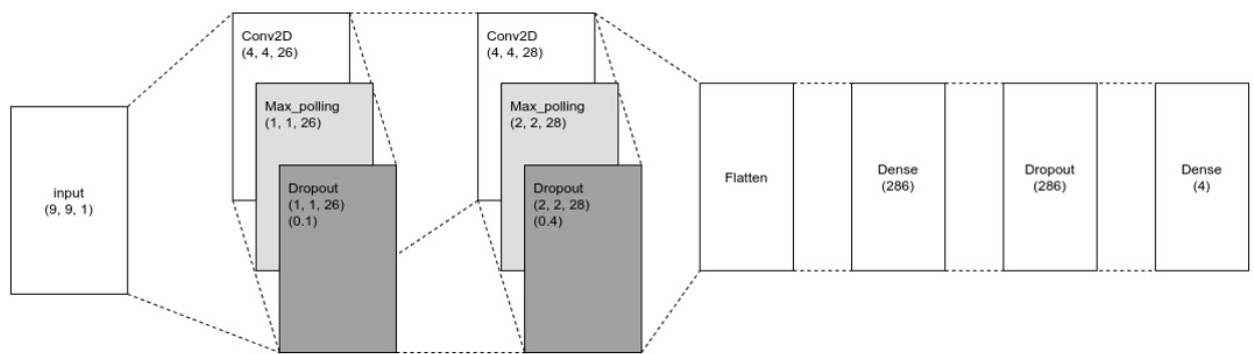


Рисунок 1 – Структура свёрточной нейронной сети 2D.

Для обучения используются стандартные методы, в данной работе применен метод обратного распространения ошибки.

Результаты экспериментов

Исследуем точность классификации трафика VANET с помощью CNN 2D (рис. 2) на различном количестве эпох обучения. Результаты обучения показывают, что при увеличении количества эпох более 150 произойдет переобучение, так как точность на тестовых данных далее почти стабильна. В связи с этим, полученная точность 83.956% является наиболее оптимальным результатом для CNN 2D.

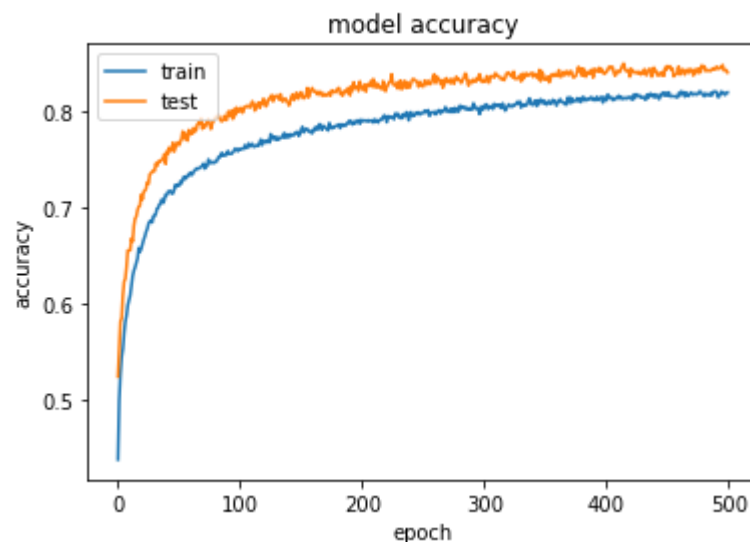


Рисунок 2 – Точность классификации CNN 2D на Train и Test.

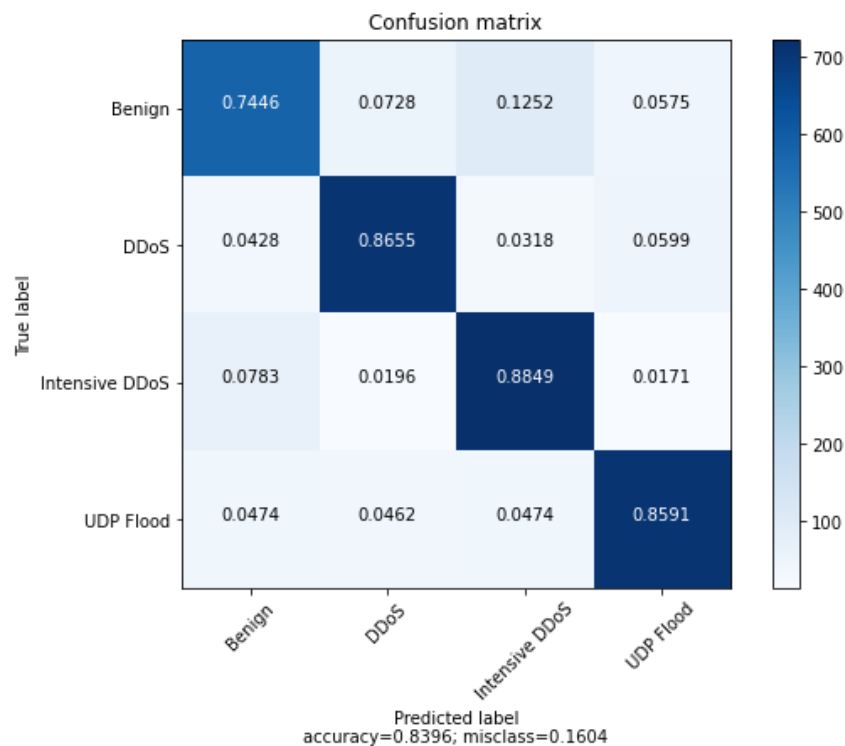


Рисунок 3 – Матрица ошибок для CNN 2D.

Таким образом, в рамках данного исследования разработан метод идентификации сетевых атак и выбора наиболее оптимальных инструментов защиты сети VANET. Полученные результаты исследования могут быть использованы в современных системах обнаружения вторжений с целью снижения ущерба от возможных инцидентов кибербезопасности.

Исследование выполнено при финансовой поддержке гранта Президента Российской Федерации для государственной поддержки молодых российских ученых - кандидатов наук (МК-258.2022.1.6) и стипендии Президента Российской Федерации молодым ученым и аспирантам (№ СП-3652.2021.5).

Список литературы

1. Ftaimi S. A comparative study of Machine learning algorithms for VANET networks / S. Ftaimi, T. Mazri // Proceedings of the 3rd International Conference on Networking, Information Systems & Security (NISS2020). – 2020. – P. 1–8.
2. Babu M. R. A Survey on Attack Detection Methods For IOT Using Machine Learning And Deep Learning / M. R. Babu, K. N. Veena // 3rd International Conference on Signal Processing and Communication (ICPSC). – 2021. – P. 625–630.
3. Upadhyaya A. N. Attacks on VANET Security / A. N. Upadhyaya, J.S. Shah // International Journal of Computer Engineering & Technology. – 2018. – Vol. 9. – P. 8–19.
4. Verma A. The Security Perspectives of Vehicular Networks: A Taxonomical Analysis of Attacks and Solutions / A. Verma, R. Saha, G. Kumar, T. Kim // Applied Sciences. – 2021. – Vol. 11.

5. Sahu A. Internet of Things attack detection using hybrid Deep Learning Model / A. Sahu, S. Sharma, M. Tanveer, R. Raja // Computer Communications. – 2021. – Vol. 176. – P. 146-154.
6. Shahverdy M. Driver behavior detection and classification using deep convolutional neuworks / M. Shahverdy, M. Fathy, R. Berangi, M. Sabokrou // Expert Systems with Applications. – 2020. – Vol. 149.
7. Alladi T. Deep Neural Networks for Securing IoT Enabled Vehicular Ad-Hoc Networks / T. Alladi, A. Agrawal, B. Gera, V. Chamola, B. Sikdar, M. Guizani // ICC 2021 - IEEE International Conference on Communications. – 2021. –P. 1-6.

РАЗРАБОТКА ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ МЕТОДОВ ПОИСКА ДОКУМЕНТОВ В ЛОКАЛЬНОЙ СЕТИ

Енин А.В.

**Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования
«Оренбургский государственный университет»**

Большую часть деятельности современного служащего занимает поиск информации. Это связано со все возрастающими объемами документации [1] и невозможностью все удержать в своей голове.

Решение данной проблемы находится в методах информационного поиска. Можно найти несколько определений этого понятия: "поиск неструктурированной информации, единицей представления которой является документ произвольных форматов [2], "все методы и процессы, используемые для того, чтобы выбрать из документной коллекции или сети информационных ресурсов документы, релевантные информационным потребностям" [3] и т.д.

Исследователю или разработчику предоставляется набор документов и они должны предоставить пользователю возможность искать в этих документах. Построение поисковой системы предполагает наличие поискового алгоритма. Именно он преобразует поисковый запрос в набор найденных документов.

Существует несколько видов поисковых алгоритмов [4]. Одни требуют предварительного построения поискового индекса. Другие не требуют. Классическим поиском не требующим построения поискового индекса выступает поиск внутри любого текстового редактора. Но такой поиск невозможен в системах использующих тысячи или миллионы документов. Потому для поиска по такому количеству документов используют алгоритмы с предварительным построением поискового индекса.

Развернутое описание построения поискового индекса приводит в своей статье [4] И. Сегалович. Причем поисковый индекс – это не творение 20 века. Он был придуман много сотен лет назад и использовался еще в Библии для построения ссылок между похожими по смыслу стихами.

Для построения поискового индекса необходима процедура дробления текста на части, выделения из него слов, словосочетаний. Кроме того при поиске важно не только наличие слов в документе, но и удаленность этих слов друг от друга. Из всего обозначенного на первый план выходит понятие релевантности документа поисковому запросу которую используют для ранжирования найденных документов.

Особенно стоит отметить статью [4] в связи с приведением в ней подробного глоссария покрывающего большую часть терминов информационного поиска. В частности в статье приведено описание метрики TF-IDF непосредственно участвующей в формировании поискового индекса.

Все эти методы обработки текстов требуют новых систем баз данных [5]. На первый план здесь выходят NoSQL решения включающие в себя полнотекстовые поиски по большим документам. Причем эти решения уже содержат в себе алгоритмы построения поисковых индексов со всеми описанными выше особенностями.

А.А. Шинкарев в своей статье [5] рассматривает составные части поисковой системы. В качестве интерфейса пользователя предлагается использовать web-сервис, а база данных должна быть вида NoSQL.

Отдельным образом стоит выделить решение для брокера сообщений. В его задачу входит передача данных от сборщика документов в базу данных. Этот инструмент необходим и выступает буферным звеном позволяющим асинхронным образом увязать разные по скорости обработчики.

К сказанному стоит добавить, что весь этот набор инструментов необходимо объединить под оболочкой в контейнере Docker. Это позволит гарантировать поведение системы в инфраструктуре заказчика такое же, как и у разработчика.

Следует выделить недостатки применения SQL оператора LIKE при поиске средствами реляционной базы данных [6]. Одним из них является невозможность реализации системы ранжирования при релевантности документа и запроса. Жесткая SQL схема неэффективна.

Кроме того следует упомянуть невозможность построения бинарного индекса для длинных текстов. Хотя есть технология разбиения текста на слова из которых потом формируется словарь. Но это опять не решает вопрос поиска дальности слов друг от друга в тексте, и как вывод невозможность построения системы вычисления релевантности.

Хорошим решением выступает применение коробочного решения на основе библиотеки Lucene. Это очень популярное решение последних лет. В частности оно реализовано в таких системах как Elasticsearch и его свободного варианта OpenSearch. В библиотеке есть все необходимые методы для построения полнотекстового поискового индекса.

Кроме поиска внутри текстов документов также важен поиск по метаданным документов [7]. Интерес представляют разные свойства документов: наименование, автор, даты, размер, связи с другими документами.

В добавление к обозначенным метаданным необходимо назвать пути к файлам-документам в локальной сети. Дело в том, что сотрудники разных подразделений имеют необходимость размещать файлы в папках и подпапках. Причем названия этим папкам они дают в соответствии с тематикой документов. Таким образом сама структура папок и путей к файлам представляет интерес и несомненно должна войти в метаданные для поиска.

Отдельным образом следует отметить работу Л. Пейджа и С. Брина описывающую алгоритм ранжирования документов PageRank [8]. Алгоритм стал основой для создания самого известного поисковика - Google. Метод предполагает расчет значимости каждого документа исходя их суммарной значимости ссылающегося на него других документов. Расчет предлагает в

итерационном процессе получать веса значимости для всех документов. Доказательство сходимости алгоритма также приводятся в статье [8].

В целом рассмотренная литература описывает различные реализации информационного поиска. Однако конкретной реализации для локальной сети предприятия обнаружить не представляется возможным. При всем при этом актуальность проблемы существует, и ее решение позволит значительно упростить работу по поиску информации в локальной сети предприятия.

Список литературы

1. Селиванова Ирина Вячеславовна. Методы тематической классификации научных текстов на основе теоретико-информационного подхода. Автореферат. <https://www.dissercat.com/content/metody-tematicheskoi-klassifikatsii-nauchnykh-tekstov-na-osnove-teoretiko-informatsionnogo>

2. Информационный поиск. Wikipedia. https://ru.wikipedia.org/wiki/%D0%98%D0%BD%D1%84%D0%BE%D1%80%D0%BC%D0%B0%D1%86%D0%B8%D0%BE%D0%BD%D0%BD%D1%8B%D0%B9_%D0%BF%D0%BE%D0%B8%D1%81%D0%BA#:~:text=%D0%9D%D0%B0%D0%B9%D1%82%D0%B8-,%D0%98%D0%BD%D1%84%D0%BE%D1%80%D0%BC%D0%B0%D1%86%D0%B8%D0%BE%D0%BD%D0%BD%D1%8B%D0%B9,-%D0%BF%D0%BE%D0%B8%D1%81%D0%BA

3. Митина Ольга Алексеевна. СИСТЕМЫ ПОИСКА ИНФОРМАЦИИ НА ОСНОВЕ АНАЛИЗА СЛАБОСТРУКТУРИРОВАННОГО ТЕКСТА. ЖУРНАЛ "Национальная ассоциация ученых". 2021.

4. Илья Сегалович. Как работают поисковые системы. Хабр. Блог компании Яндекс. <https://habr.com/ru/company/yandex/blog/464375/>

5. А.А. Шинкарев. ОБ ОДНОМ ПОДХОДЕ К РЕАЛИЗАЦИИ ИНФОРМАЦИОННОЙ ИНФРАСТРУКТУРЫ ОБНОВЛЯЕМОГО ИНФОРМАЦИОННОГО ПОИСКА. Вестник ЮУрГУ. Серия «Компьютерные технологии, управление, радиоэлектроника». 2021. Т. 21, № 1. С. 5–11.

6. Умряев Денис Тахирович. ИССЛЕДОВАНИЕ ОСОБЕННОСТЕЙ ПОЛНОТЕКСТОВОГО ПОИСКА ПО АННОТАЦИЯМ БИБЛИОТЕЧНЫХ ИЗДАНИЙ. Научно-образовательный журнал для студентов и преподавателей «StudNet» №3/2021.

7. СУЛЕЙМАНОВ РУСЛАН СУЛЕЙМАНОВИЧ. Интеграция цифровых информационных ресурсов в электронные библиотеки. АВТОРЕФЕРАТ диссертации на соискание ученой степени кандидата технических наук. Москва 2021. <https://www.dissercat.com/content/integratsiya-tsifrovyykh-informatsionnykh-resursov-v-elektronnye-biblioteki>.

8. Brin, S.; Page, L. (1998). "The anatomy of a large-scale hypertextual Web search engine". <http://infolab.stanford.edu/pub/papers/google.pdf>

СТАТИСТИЧЕСКИЙ АНАЛИЗ СОЦИАЛЬНО-ЭКОНОМИЧЕСКОГО РАЗВИТИЯ ФЕДЕРАЛЬНЫХ ОКРУГОВ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ

Еремеева Н.С, канд. экон. наук, доцент, Бикмурзина А.И.,
Глухарева М.С., Фомичева А.И.

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования
«Оренбургский государственный университет»

Эффективное социально-экономическое развитие страны, государственное управление и регулирование связано с необходимостью своевременного получения и анализа полной, достоверной, научно обоснованной официальной статистической информации о социальных, экономических, демографических, экологических и других общественных явлениях в Российской Федерации.

Индекс потребительских цен – индекс цен, который измеряет средний уровень цен на товары и услуги. В РФ служба государственной статистики публикует ИПЦ как показатель инфляции.

Индекс потребительских цен является очень важным показателем в стране, ведь с помощью этого показателя осуществляется денежно-кредитная политика страны.

Произведем группировку 85 регионов Российской Федерации по показателю индекса потребительских цен.

Для построения группировки проведем ранжирование регионов РФ по ИПЦ. Представим графически ряд распределения в виде огивы Гальтона (рисунок 1)

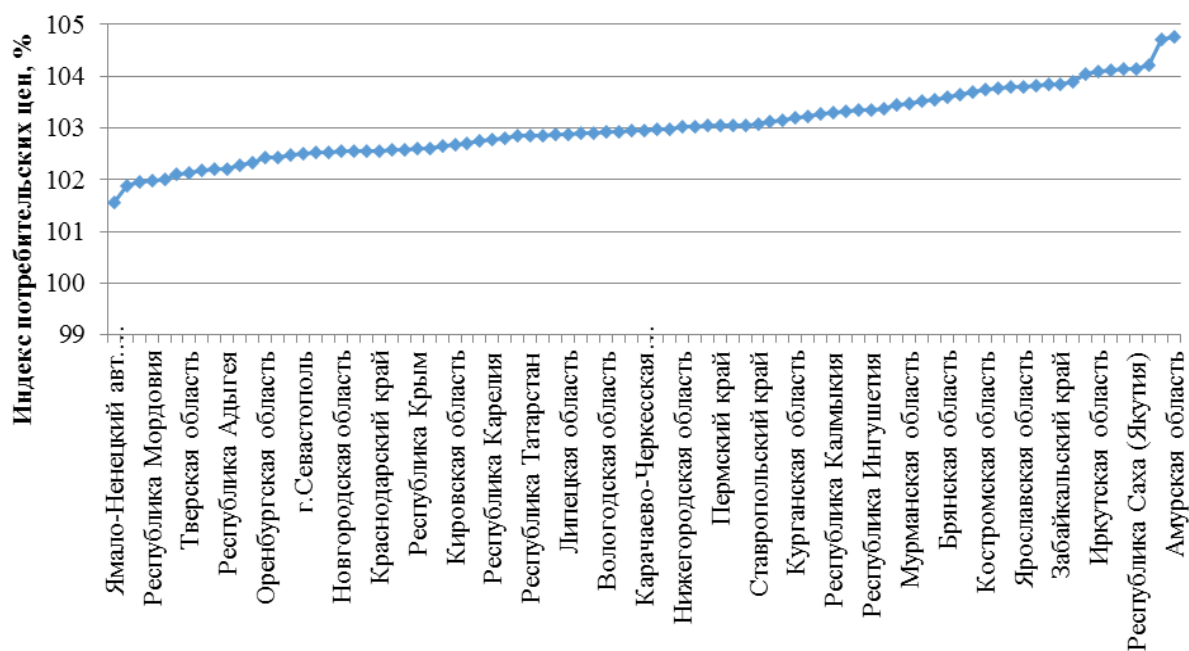


Рисунок 1 - Распределение регионов РФ по индексу потребительских цен за 2019 год

Максимальное значение индекса потребительских цен соответствует Амурской области, минимальное значение – Ямало-Ненецкому автономному округу (рисунок 1).

По графику ранжированного ряда определяем величину интервала. Результаты группировки представим в таблице 1.

Таблица 1 - Группировка регионов по индексу потребительских цен по Российской Федерации за 2019 гг.

Группы регионов РФ по индексу потребительских цен, %		Число регионов	Средний индекс ВРП, %
101,56	102,02	5	104,8
102,02	102,48	10	104
102,48	102,94	26	104,8
102,94	103,4	21	104,9
103,4	103,86	14	105
103,86	104,32	7	105,1
104,32	104,78	2	110,7

Из таблицы 1 видно, что к первой группе относятся 5 регионов с низким показателем индекса потребительских цен: Ямало-Ненецкий автономный округ, Республика Северная Осетия-Алания, Республика Алтай, Республика Мордовия и Чувашская Республика.

Оренбургская область относится ко второй группе с относительно низким показателем индекса потребительских цен.

В седьмую группу вошли 2 региона с максимальным показателем индекса потребительских цен. Это такие регионы Российской Федерации, как Еврейская автономная область и Амурская область, поэтому средние показатели по этой группе превышают показатели шести предыдущих групп по индексу потребительских цен.

По результатам группировки выявлена прямая зависимость индекса потребительских цен и индекса ВРП. Чем выше индекс потребительских цен, тем выше индекс ВРП.

Выявлена прямая зависимость объема валового регионального продукта на душу населения от индекса потребительских цен. Чем выше индекс потребительских цен, тем выше объем валового регионального продукта на душу населения (таблица 1).

Имея дело с эмпирическим распределением, можно предположить, что данному распределению соответствует определенная, характерная для него теоретическая кривая. Среди различных кривых распределения, особое место занимает нормальное распределение.

Нормальным $N(\bar{x}, \sigma)$ называют распределение непрерывной случайной величины x , если соответствующая её плотность распределения выражается формулой:

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\bar{x})^2}{2\sigma^2}},$$

где x - значение изучаемого признака;

$t = \frac{(x-\bar{x})}{\sigma}$ -нормированное отклонение.

Расчет теоретических частот представлены в таблице 2.

Таблица 2 – Расчёт теоретической нормальной кривой распределения

x_i	f_i	$x_i - \bar{x}$	$t = \frac{x_i - \bar{x}}{\sigma}$	$\varphi(t)$	f_i^T
101,79	5	-1,23	-1,94	0,06 08	4
102,25	10	-0,77	-1,22	0,18 95	12
102,71	26	-0,31	-0,49	0,35 38	22
103,17	21	0,15	0,23	0,38 85	24
103,63	14	0,61	0,95	0,25 41	16
104,09	7	1,07	1,68	0,09 73	6
104,55	2	1,53	2,40	0,02 24	1
Итого	85	1,02	—	—	83

Сравним на графике эмпирические f_i и теоретические f_i^T частоты, полученные на основе данных таблицы 2 (рисунок 2).

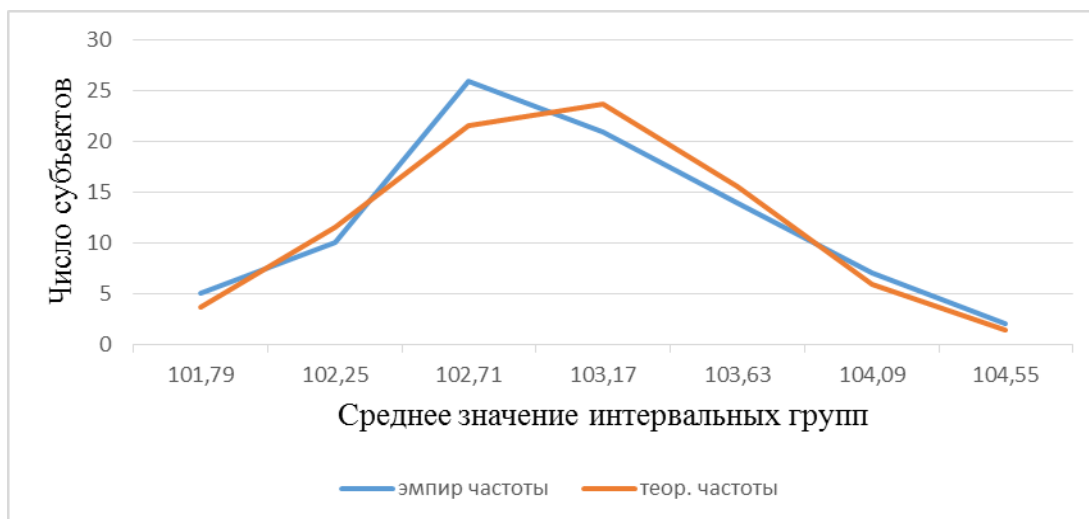


Рисунок 2 — Распределение субъектов по индексу потребительских цен

Сравнение гистограммы и нормальной кривой наглядно показывает согласованность между теоретическим и эмпирическим распределениями.

Проверим гипотезу о нормальном законе распределения по критерию согласия Пирсона (χ^2).

Частоты для проверки соответствия эмпирического ряда распределения нормальному закону используют критерий χ^2 , основанный на сравнении эмпирических частот f_i с теоретическими f_i^T , которые можно ожидать при принятии определенной нулевой гипотезы.

Значение $\chi_{набл}^2$ - наблюдаемое значение критерия, полученное по результатам наблюдений, равно

$$\chi_{набл}^2 = \sum_{i=1}^k \frac{(f_i - f_i^T)^2}{f_i^T}$$

где k - число интервалов (после объединения),

f_i^T - теоретические частоты.

В результате расчетов получили $\chi_{набл}^2 = 1,988$, и $\chi_{табл}^2(0,05;2) = 6,000$.

Так как $\chi_{набл}^2 < \chi_{табл}^2$, то согласно критерию Пирсона гипотеза о нормальном законе распределения не отвергается.

Можно сделать вывод, что с вероятностью 95% ряд распределения субъектов Российской Федерации по индексу потребительских цен подчиняется нормальному закону распределения согласно критерию Пирсона.

ИПЦ является одним из важнейших показателей, характеризующих уровень инфляции, и используется в целях осуществления государственной финансовой политики, анализа и прогноза ценовых процессов в экономике, регулирования реального курса национальной валюты, пересмотра минимальных социальных гарантий, решения правовых споров.

В рыночной экономике особое значение придается организации статистического наблюдения за уровнем и динамикой цен на потребительском рынке.

Произведем анализ динамики индекса потребительских цен по Российской Федерации. Для этого рассчитаем ряд показателей, значения которых приведены в таблице 3.

Таблица 3 - Динамика индекса потребительских цен по Российской Федерации за 2015-2019 гг.

Год	Индекс потребительских цен, %	Абсолютный прирост, п.п		Темп роста, %		Темп прироста, %	
		базис.	цепной	базис.	цепной	базис	цепной
2015	112,91	-	-	-	-	-	-
2016	105,39	-7,52	-7,52	93,3	93,3	-6,7	-6,7
2017	102,51	-10,4	-2,88	90,8	97,3	-9,2	-2,7
2018	104,26	-8,65	1,75	92,3	101,7	-7,7	1,7
2019	103,04	-9,87	-1,22	91,3	98,8	-8,7	-1,2
Средняя	105,6	-2,5		97,7		-2,3	

По данным таблицы 3 видно, что наибольший прирост индекса потребительских цен в РФ наблюдался в 2018 году по сравнению с 2017 годом и он составил 1,75 п.п. или на 1,7 %.

В среднем за анализируемый период индекс потребительских цен в РФ составил 105,6 %, при этом он уменьшился в среднем за год на 2,5 п.п. или на 2,3 %.

Рассмотрим закономерности изменения экономического роста в регионах Приволжского федерального округа (ПФО). ПФО расположен на территории, относящейся к трём экономическим районам: Волго-Вятский, Среднее Поволжье и часть Уральского экономического района, и в то же время занимает 6,1 % территории страны, на которой проживает около 20 % населения России.

Изменение индекса потребительских цен по Российской Федерации и регионам Приволжского федерального округа представлено на рисунке 3.

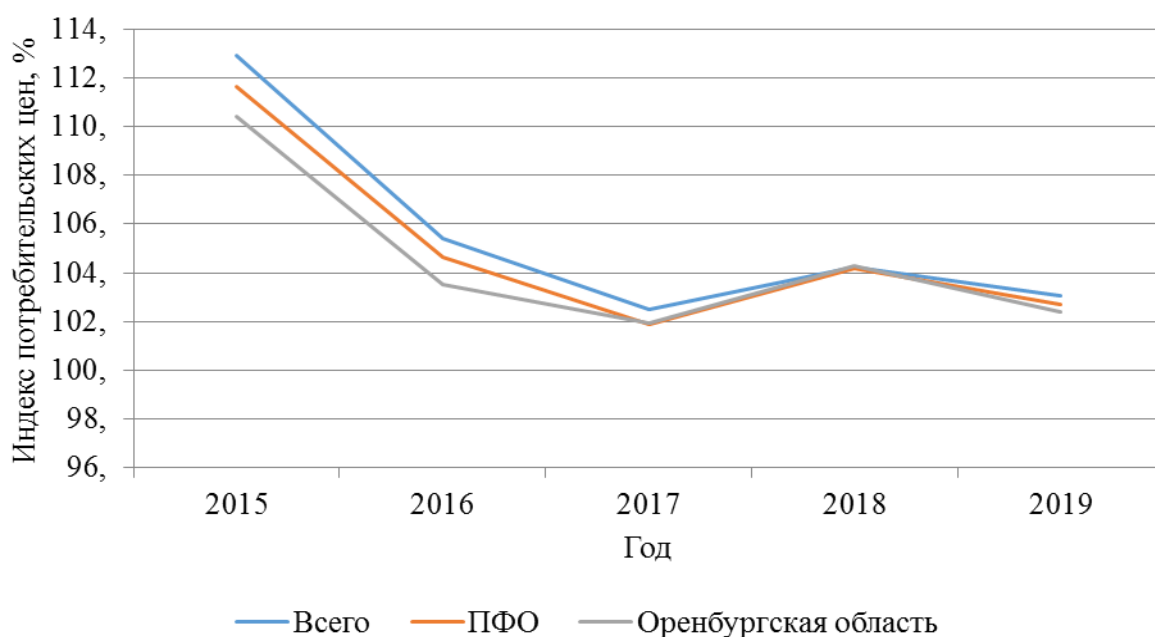


Рисунок 3 – Динамика индекса потребительских цен РФ и регионов

За анализируемый период темпы роста индекса потребительских цен по РФ превышают индекса по ПФО и по Оренбургской области. В 2018 году индексы потребительских цен по РФ, ПФО и Оренбургской области равны и составляют 104,2 %.

Для большинства всех регионов Приволжского федерального округа характерны положительные среднегодовые темпы прироста индекса потребительских цен (таблица 4). Самые большие среднегодовые темпы роста индекса потребительских цен за период с 2015 г. по 2019 г. отмечаются в Уральской области (105,8 %), Республике Марий Эл, Нижегородская область (105,6 %). Среднегодовой темп роста индекса потребительских цен в Оренбургской области составляет 104,5 %, что близко к медианному значению по субъектам ПФО, которое составляет 104,9 %.

Таблица 4 – Темпы роста индекса потребительских цен по регионам Приволжского федерального округа за 2015-2019 гг. (в процентах к предыдущему году)

Субъекты	2015 г.	2016 г.	2017 г.	2018 г.	2019 г.	Среднее значение
Всего	112,91	105,39	102,51	104,26	103,04	105,6
Приволжский федеральный округ	111,63	104,64	101,99	104,19	102,73	105,0
Республика Башкортостан	110,92	104,94	101,59	104,27	102,87	104,9
Республика	112,51	105,3	102,4	105,3	102,5	105,6

Марий Эл		8	8	5	4	
Республика Мордовия	111,12	103,7 9	101,1 3	103,4 4	101,9 8	104,2
Республика Татарстан	110,74	103,9 3	102,1 9	103,7 3	102,8 5	104,6
Удмуртская Республика	111,29	103,7 3	101,4 1	103,7 5	102,4 3	104,5
Чувашская Республика	111,46	104,0 6	101,3 5	104,7 1	102	104,7
Пермский край	112,56	105,3 9	101,4 3	103,8	103,0 5	105,2
Кировская область	111,13	104,5 6	102,0 1	104,3	102,6 7	104,9
Нижегородская область	112,15	105,3 6	103,1 1	104,7	103,0 2	105,6
Оренбургская область	110,42	103,5 4	101,9 3	104,2 8	102,4 2	104,5
Пензенская область	111,32	104,1 6	101,5 5	104,1 5	102,4 7	104,7
Самарская область	112,73	105,1 9	101,5 1	104,4 5	103,0 2	105,3
Саратовская область	111,68	103,9 3	101,2 4	104,2 4	102,5 3	104,7
Ульяновская область	113,78	105,4 8	102,5 1	104,5 1	102,8 9	105,8

Минимальные значения темпов роста приходятся на Саратовскую область (104,7 %).

Изменения удельных весов одной и той же структуры во времени измеряются относительными показателями различий и коэффициентами относительных структурных сдвигов.

С целью выявления структурных сдвигов по возрастному составу населения регионов Российской Федерации были рассчитаны индексы Рябцева, Гатева, Салаи, Рябцева за период 2015-2019 гг. Результаты вычислений приведены в таблице 5.

Таблица 5 - Изменение структуры возрастного состава населения субъектов Российской Федерации

	Население младше трудоспособного возраста	Население в трудоспособном возрасте	Население старше трудоспособного возраста
Коэффициент Рябцева	0,02	0,013	0,016
Коэффициент	0,03	0,013	0,026

Гатева			
Коэффициент Салаи	0,0013	0,0013	0,0016

По представленным данным можно заметить, что структура в возрастном составе населения по субъектам Российской Федерации в 2019 году по сравнению с 2015 годом не изменилась.

Анализ структурных различий позволяет оценить структурные сдвиги и структуру экономики региона по отношению к процессам, происходящим в других регионах и Российской Федерации в целом, выявить региональные особенности экономической структуры и ее изменения. Однако подобный анализ не раскрывает причинно-следственные связи, объясняющие изменения в структуре хозяйственных систем.

Россия отличается высокой степенью неравномерности экономического развития в территориальном разрезе. Эта неравномерность во многом определяется обеспеченностью природными ресурсами, исторически сложившейся инфраструктурой, природно-климатическими условиями, менталитетом населения и другими факторами объективного характера.

Доходы консолидированных бюджетов субъектов Федерации по итогам 2019 г. сложились в сумме 13572313 млн. руб. По сравнению с итогами 2018 г. доходы субфедеральных бюджетов увеличились на 1179863 млн. руб. или на 9,5% (рисунок 4).

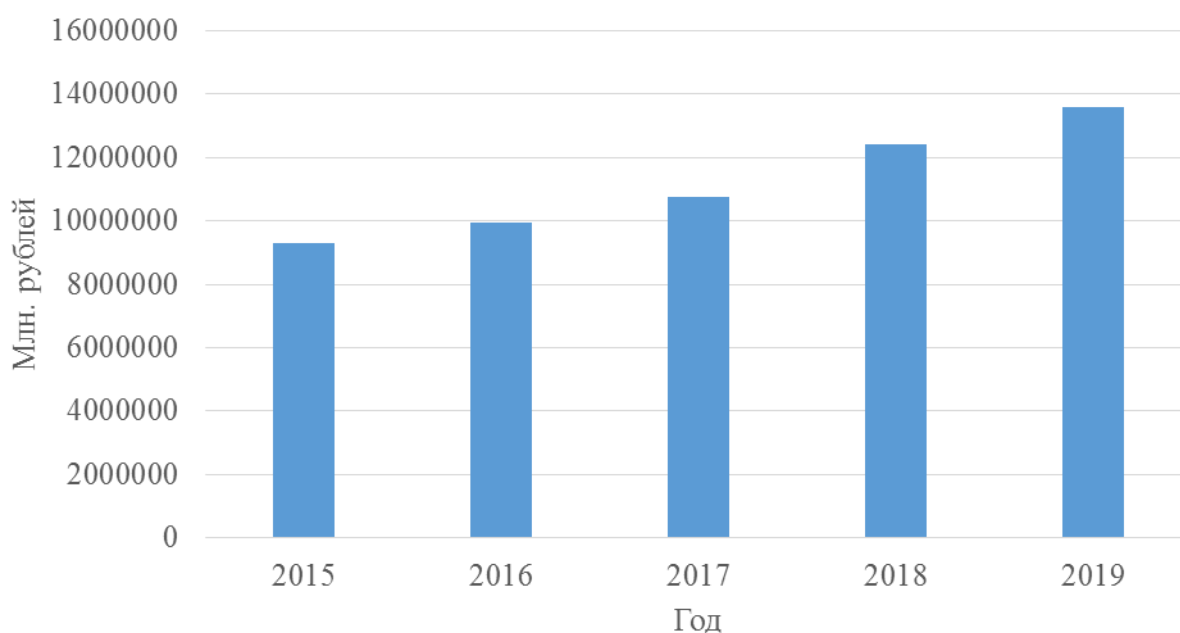


Рисунок 4 - Доходы консолидированных бюджетов всех субъектов РФ

Прирост общей суммы доходов консолидированных бюджетов обеспечили федеральные трансферты, поступления которых увеличились в 2019 году по сравнению с 2018 годом на 53,9 %.

По итогам 2019 года суммарные доходы консолидированных бюджетов выросли в 80 субъектах РФ, а в шести российских регионах их объем снизился. Лидером 2019 года по росту доходов консолидированных бюджетов является Чукотский автономный округ, где их объем вырос на 56,2 % по сравнению с 2018 годом. Также более чем на 25% доходы консолидированного бюджета выросли в Сахалинской области (на 30,94 %), Еврейской автономной области (на 28,5 %), Амурской области (на 27,8 %) и в Забайкальском крае (на 26,7 %). Снижение доходов консолидированного бюджета произошло в шести регионах, при этом более чем на 5% только в одном – в Республике Хакасия (на 9,1 %).

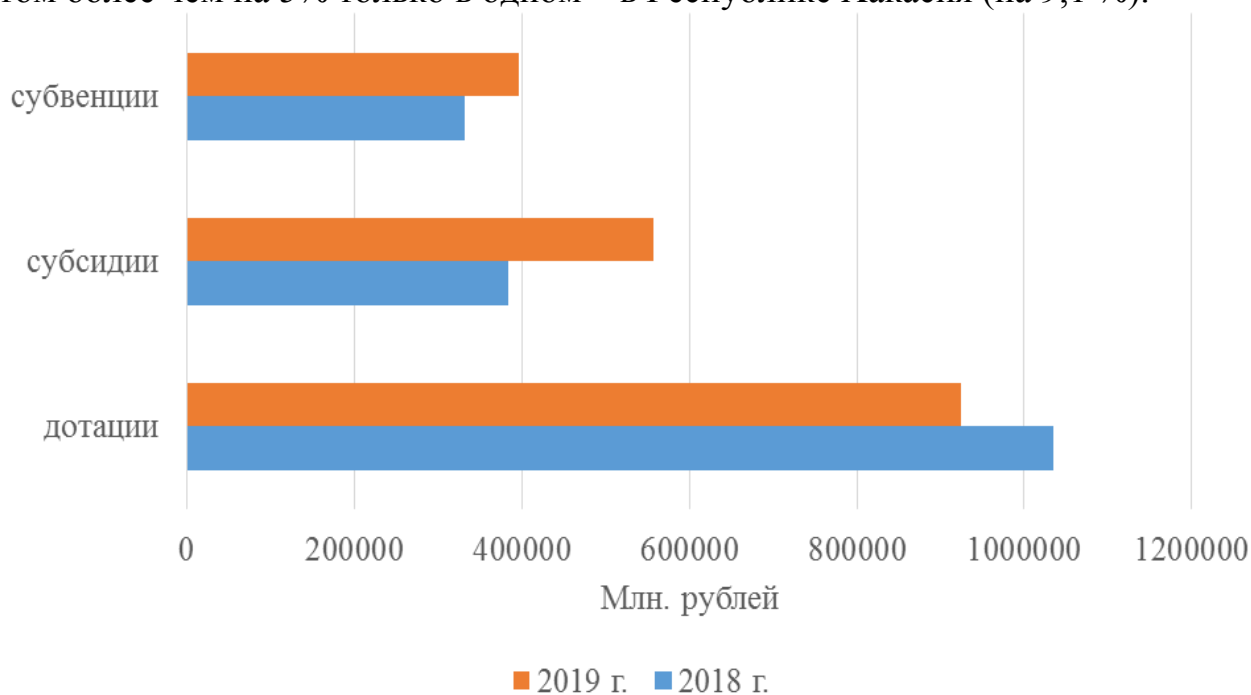


Рисунок 5 - Безвозмездные поступления в консолидированные бюджеты субъектов РФ из федерального бюджета, 2019 и 2018 гг., млн. руб.

Ключевую роль в увеличении доходов консолидированных бюджетов субъектов РФ играют безвозмездные поступления из федерального бюджета (трансферты). Основной прирост федеральной помощи имел форму дотаций. По сравнению с показателями 2019 г. объемы предоставленных региональным бюджетам дотаций сократились на 10,8 % (рисунок 5), субсидии и субвенции увеличились соответственно на 45,1 % и 19,6 %.

Список литературы

- 1 Арлашкин И.Ю., Дерюгин А.Н. Формирование бюджетного прогноза на долгосрочный период: региональный аспект / И.Ю. Арлашкин, А.Н. Дерюгин // Финансовый журнал. 2015. № 3. С. 63–74.
- 2 Климанов В.В. Бюджетная децентрализация в пандемию и постпандемийных условиях / В.В. Климанов // Журнал НЭА. 2021. – № 3. – С. 218–226.
- 3 Турунцева М.В. Прогнозирование в России: обзор основных моделей / М.В. Турунцева // Экономическая политика. 2011. – № 1. – С. 193–202.

4 Землянский Д.Ю. Консенсус-прогноз состояния консолидированных бюджетов регионов России на 2022 год / Д.Ю. Землянский // Экономическое развитие России. – 2022. – № 4. – С. 53-58.

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ СТАТИСТИЧЕСКИХ МЕТОДОВ В ДИССЕРТАЦИОННЫХ ИССЛЕДОВАНИЯХ ПО ПЕДАГОГИКЕ

Жуйков С.О.

**Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования**

«Оренбургский государственный университет»

Экспериментальные исследования играют существенную роль во всех науках. Зачастую эксперимент в педагогике является единственным способом подтверждения справедливости гипотезы и результатов теоретического исследования.

Проблема измерения и оценки результатов эксперимента является одной из важных составляющих диссертационных исследований в педагогике. При планировании и подведении результатов эксперимента огромное значение имеют статистические методы, которые дают возможность устанавливать степень достоверности сходства и различия исследуемых объектов на основании результатов измерений их показателей.

Согласно п. 9 «Положения о присуждении учёных степеней», утвержденного Постановлением Правительства Российской Федерации от 24 сентября 2013 г., диссертация на соискание ученой степени кандидата наук «должна быть научной квалификационной работой, в которой содержится решение задачи, имеющей существенное значение для соответствующей отрасли знаний, либо изложены научно обоснованные технические, экономические или технологические разработки, обеспечивающие решение важных прикладных задач» [4].

Диссертационное исследование по педагогике должно отвечать требованиям оригинальности и уникальности приводимых положений и полученных результатов. Для подтверждения достоверности полученных выводов педагогического исследования и в дальнейшем их применения в широкой педагогической практике необходимо использование статистических методов. Педагогам-исследователям важно овладеть математической статистикой, уметь подобрать подходящие статистические методы, грамотно и осмысленно интерпретировать полученные результаты, так как произвольное применение статистических методов может привести к некачественным и недостоверным результатам.

Д.А. Новиков, проведя анализ диссертационных исследований по педагогике, пришёл к выводу, что «с одной стороны, большинство исследователей чётко представляют, что использование статистических методов необходимо (хотя бы потому, что это является общепринятым требованием в науке), и существует обширная литература по теоретической и прикладной статистике. С другой стороны, статистические методы в педагогике либо не используются вообще, либо часто используются некорректно [3, с.4-5]. Тем не менее использование статистических методов в

педагогических диссертационных исследованиях позволяет не только существенно повысить достоверность и надёжность полученных результатов, но и доказать формулируемые в ходе исследования статистические гипотезы.

Вопрос использования статистических методов обсуждается в работах многих педагогов-исследователей (Тихомирова Л.Ф., Фролова П.К., Гуртовая Н.Г., Горохова Р.И., Чеснокова Т.В. и др.). Ими рассматриваются практические способы применения методов математической статистики в ходе выполнения психолого-педагогических исследований [1, с.143].

В педагогике существует общепринятая структура педагогического эксперимента: на первом этапе создаются экспериментальная и контрольная группы, затем проверяется отсутствие различия между ними, далее в экспериментальной группе учебный процесс осуществляется с применением новой методики, а в контрольной группе учебный процесс осуществляется без изменений. По итогам эксперимента проводится диагностика качества обучения, и если по результатам проведения эксперимента состояние экспериментальной группы отличается от контрольной, то исследователь может говорить о наличии эффекта исследуемой методики [2, с.139].

В процессе исследования эффективности педагогического метода в большинстве случаев выделяют два этапа: поисковый эксперимент и массовая проверка. При проведении поискового эксперимента для получения объективных данных выборка обычно небольшого объема, при массовой — большая.

Выделяют следующие виды математических и статистических методов в педагогике.

К номинальным переменным, к которым относят пол, анкетные данные и т. д. Над такими данными нельзя проводить арифметические процессы, так как у них довольно специфический характер. Обычно их делят на классы по отличительным особенностям.

Данные с количественной или порядковой шкалой измерения также называются ординарными переменными. При анализе такого вида данные делят на подвыборки, используются ранговые технологии. Иногда применяют параметрический метод

Количественные переменные показывают уровень выраженности измеряемого показателя, к которому относят успеваемость и разные оценочные исследования. При работе с данным видом используют все традиционные типы анализа.

Использование статистических методов, к сожалению, не всегда сопровождается чёткими представлениями о возможностях и границах их применения, так как в научно-методической литературе нет единого подхода, позволяющего исследователю определиться с выбором статистического критерия, соответствующего задачам педагогического исследования.

Л.В. Шелехова выявила необходимые критерии при выборе статистического метода:

1. Тип переменных (признаков).

2. Шкала, которая использовалась при измерении психолого-педагогических показателей (номинативная, порядковая, интервальная и отношений).

3. Тип распределения данных, который получился в исследовании:

а) нормальное распределение (в этом случае используют параметрические критерии);

б) тип распределения данных не известен (не имеет значения) (применяют непараметрические критерии).

4. Количество элементов в выборке (при небольших объемах выборки испытуемых целесообразно использовать непараметрические критерии, которые дают большую достоверность выводам, независимо от того, получено ли в исследовании нормальное распределение данных или нет).

5. Тип исследовательской задачи (для непараметрических методов: выявление различий в уровне исследуемого признака; оценка сдвига значений исследуемого признака; выявление различий в распределении признака; выявление степени согласованности изменений).

6. Формулировка основной (нулевой) и альтернативной статистических гипотез.

7. Ограничения, которые имеет каждый критерий [6, с.171].

Использование методов математической статистики играет важную роль в обосновании результатов исследования. Перечень существующих статистических методов довольно широк, но использование даже наиболее простых из них значительно повысит ценность и достоверность получаемых результатов.

Выбор статистического метода осуществляется после того, как исследователь проанализирует эмпирические данные, представит их в структурированном виде. Применение методов математической статистики позволяет решать задачи, направленные на выяснение вопроса об однородности контрольной и экспериментальной групп и типе распределения, на определение значимости сдвигов в количественных показателях признака, на нахождение связи между отдельными показателями, на установление причинно-следственных отношений между показателями признака [1, с.149].

В своей практической деятельности педагоги-исследователи чаще всего используют следующие четыре критерия статистической оценки различий: Пирсона, Стьюдента, Фишера и G-критерий знаков. Они, естественно, не решают все задачи статистической обработки данных педагогических экспериментов, но их знание необходимо для определенной гарантии достоверности результатов.

G-критерий знаков недостаточно освещен в литературе, хотя отличается своей простотой и значимостью.

В педагогических исследованиях часто бывает необходимо доказать, что в результате действия каких-либо факторов произошли достоверные изменения («сдвиги») в измеряемых показателях.

G-критерий знаков предназначен для установления общего направления сдвига исследуемого признака, а именно, в какую сторону в выборке в целом изменяются значения признака при переходе от первого измерения ко второму.

Критерий знаков применим к сдвигам, которые можно определить качественно (например, изменение отрицательного отношения к учёбе на положительное), и к сдвигам, которые можно измерить количественно (например, повышение успеваемости).

Если в процессе эксперимента у большинства испытуемых показатели во втором замере имеют какую-то определённую тенденцию, то необходимо доказать, что этот сдвиг является преобладающим. Сдвиги, которые кажутся доминирующими, называют типическими. А те, которые встречаются редко – нетипическими; если показатели не изменяются, то сдвиги называют нулевыми.

Суть критерия знаков состоит в том, чтобы определить «не слишком ли много наблюдается нетипических сдвигов», чтобы сдвиг в типическом направлении был преобладающим. Чем меньше нетипических сдвигов, тем более вероятно, что преобладание типического сдвига является доминирующим, то есть он статически достоверен.

Расчет критерия знаков G следующий:

1) подсчитывается число n , равное сумме положительных и отрицательных сдвигов; нулевые реакции из рассмотрения исключаются;

2) сдвиги в преобладающем направлении измерений считаются «типическими». Если типичный сдвиг установить невозможно (положительных и отрицательных сдвигов поровну), то данный критерий не используется;

3) количество нетипичных сдвигов считается эмпирическим значением G ;

4) по таблицам критических значений критерия знаков G для данного n находят критические значения G ;

5) если $G_{\text{эмп}} \leq G_{\text{кр}}$, то сдвиг в типичную сторону может считаться достоверным [5, с.1104-1105].

Начинающим педагогам-исследователям следует более тщательно доказывать истинность результатов с использованием статистических методов, так как небрежность в этой части работы ставит под сомнение объективность полученных научных достижений.

Достоверность результатов педагогических экспериментов непременно нуждается во всестороннем, комплексном применении методов математической статистики.

Таким образом, использование статистических методов в диссертационных исследованиях по педагогике является необходимым условием того, чтобы разработанные в них программы, рекомендации, комплексы заданий, действительно, могли претендовать на наличие практической значимости. В диссертационных исследованиях по педагогике необходим взвешенный подход к использованию статистических методов.

Они должны применяться с учётом имеющихся данных, обязательно должны учитываться ограничения различных статистических критериев, а также предприниматься действия для приведения имеющихся данных в соответствие с требованиями соответствующих статистических критериев. Кроме того, используя какой-либо один критерий, не всегда можно сделать правильные и однозначные выводы о результатах эксперимента. Более достоверным является применение различных критериев, рассчитанных на разные типы шкал и разную чувствительность.

Список литературы

1. Безусова, Т.А. Использование методов математической статистики в педагогическом исследовании / Т.А. Белоусова. // Научно-практический журнал «Гуманизация образования».- 2018.- № 6.- С. 143-149.
2. Березянский, И.М. Проблемы статистического анализа результатов экспериментального исследования эффективности применения современных педагогических технологий / И.М. Березянский. // Вестник РУДН, серия Психология и педагогика, 2012, № 1с.138-144
3. Новиков, Д.А. Статистические методы в педагогических исследованиях (типовые случаи) / Д.А. Новиков. – М.: МЗ Пресс, 2004. – 67 с.
4. Постановление Правительства РФ от 24 сентября 2013 г. N 842 "О порядке присуждения учёных степеней" (с изменениями и дополнениями) [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://base.garant.ru/70461216/#ixzz4r7la5GVj>
5. Солодовникова, Е.Н., Пучков, Н.П. К вопросу повышения достоверности результатов педагогических экспериментов / Е.Н. Солодовникова, Н.П. Пучков. // Вестник ТГТУ. 2011. - Том 17.- 2011.- № 4. - С. 1099-1109.
6. Шелехова, Л.В. Статистическая проверка простых гипотез педагогических исследованиях /Л.В. Шелехова. // Вестник Адыгейского государственного университета. Серия 3: Педагогика и психология.- 2008.- № 7.- С.170-175.

СИСТЕМА ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЯ ПРИ ОРГАНИЗАЦИИ РЕМОНТА И ОБЕСПЕЧЕНИЯ В СПЕЦИАЛЬНЫХ ОРГАНИЗАЦИОННО-ТЕХНИЧЕСКИХ СИСТЕМАХ

Караван Ф.Э.

**Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования
«Оренбургский государственный университет»**

В настоящее время развитие Вооруженных Сил Российской Федерации происходит с очень большой скоростью. Это связано в первую очередь с применением все более новых и совершенных технологий. Стремительно развивается радиоэлектронная аппаратура, усложняются узлы и агрегаты военной техники, растет уровень автоматизации. На вооружение поступает техника, которая значительно превосходит по своим возможностям устаревшие образцы, а по определенным показателям и зарубежные аналоги. В связи с этим одной из важных задач становится обеспечение надежной, бесперебойной работы различных сложных систем, а проблема технического обслуживания и ремонта таких систем выходит на одно из первых мест.

Существует понятие системы технического обслуживания и ремонта (СТОИР), которая выполняет задачи по поддержанию технического состояния образцов военной техники, являющихся составной частью этой системы, на необходимом уровне. Данная система является малоэффективной, что влияет на использование потенциальных возможностей современных образцов военной техники.

Для поддержания военной техники в постоянной технической готовности к применению по назначению необходимо проводить комплекс работ, который включает в себя мероприятия по контролю технического состояния, техническому обслуживанию и ремонту этих образцов. Как показывают ранее проведенные работы по исследованию СТОИР, существующий подход к организации данного комплекса работ и его обеспечения связан с большим расходом ресурсов военной техники и высокими трудозатратами. В большей степени это относится к специальным частям военной техники, отличающимся большей сложностью.

В настоящее время подход к организации технического обслуживания и ремонта военной техники, который осуществляют ремонтные части и подразделения в процессе эксплуатации, не в полной мере отвечает современным требованиям. А от этого зависит поддержание технической готовности военной техники.

Мероприятия по техническому обслуживанию и ремонту военной техники осуществляются не только в мирное, но и в военное время. Однако существующие методики обоснования требований к ремонтным подразделениям и расчеты комплектов запасных инструментов и принадлежностей устарели, так как в основном направлены на эксплуатацию

военной техники в мирное время. С помощью этих методик сложно определить элементы, входящие в состав СТОИР для военного времени, требуемый состав комплекта запасных частей и принадлежностей, а также предельно допустимое время ремонта на каждом уровне иерархии ремонтных частей и подразделений.

В настоящее время исследованию вопросов, связанных с восстановлением, ремонтом военной техники уделяется большое внимание. Проводятся различные исследования, предлагаются самые разнообразные методики решения данных вопросов. Но наряду с этим необходимо учитывать различные условия:

- ремонт с учетом возможности перекомпоновки;

- расчет комплекта запасных частей и принадлежностей с учетом возможностей ремонтных частей и подразделений по восстановлению поврежденных частей;

- учитывание интенсивности выхода из строя элементов только в результате эксплуатационных отказов и др.

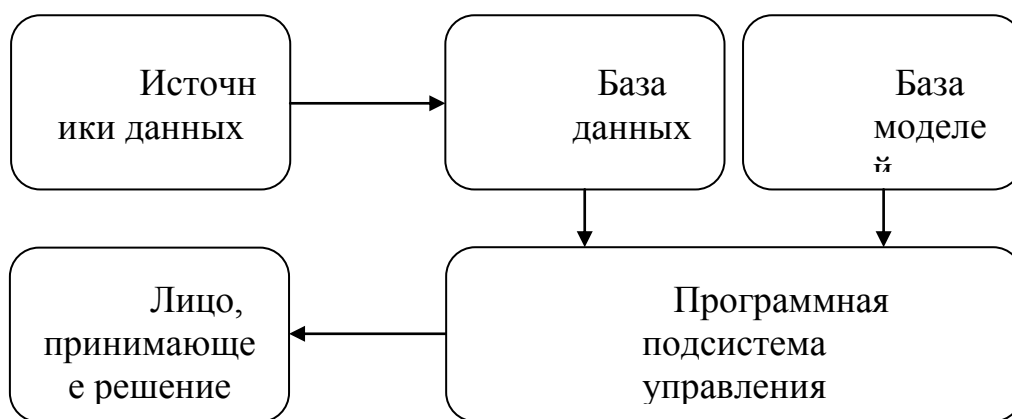


Рисунок 1 – Структурная схема системы поддержки принятия решения

На рисунке 1 представлен вариант схемы системы поддержки принятия решения при проведении обслуживания и ремонта военной техники. Из данной схемы видно, что одно из важных мест занимают база данных и база моделей. Чем больше информации будет содержаться в данных базах, тем больше будет возможность построения системы ремонта с такими параметрами, которые обеспечили бы максимальную эффективность функционирования системы.

Кроме того, одними из задач при рассмотрении вопросов обслуживания и ремонта в сложных организационно-технических системах, являются: разработка методики обоснования потребного состава комплекта запасных частей и принадлежностей военной техники;

- разработка методики формализации СТОИР;

- определение уязвимости узлов и агрегатов в различных условиях ведения боевых действий;

- выбор вариантов построения СТОИР и др.

Таким образом, для решения этих задач требуется наличие математической модели, которая будет описывать как элементы СТОИР, так и протекающие в них процессы.

Необходимо учитывать, что достоверность результатов моделирования обеспечивается исходными данными, базами данных и моделей, использованием апробированных методов исследования на основе теории массового обслуживания, теории вероятностей, а также данными практики боевого применения военной техники и результатами ранее проводимых исследований, высокой точностью расчетов при имитационном моделировании.

Список литературы

1 Иванников А.А. Ремонт военных гусеничных и колесных машин: учеб./ А.А. Иванников, Д.С. Звездин, О.В. Новиков, В.В. Баннов, С.Г. Карачев, А.Н. Щербо. Омск: ОАБИИ, 2015.

2 Буренок В.М. Проблемы создания системы управления полным жизненным циклом вооружения, военной и специальной техники // Вооружение и экономика, 2014. №2(27).

3 Анализ возможностей новых информационных технологий и робототехники в процессе эксплуатации ЗРС.: Отчет о НИР "Наутофон-2".СПб: СПВЗРКУ, 1995.

4 Астапов Н.Т., Каменев В.В. Математическая модель безотказной работы систем и средств ПВО./ Сб. материалов научно-технической конференции./ СПб. СПВЗРКУ, 1996

5 Астапов Н.Т., Каменев В.В. Необходимость создания методики комплектования ЗИП для средств ПВО Мобильных Сил./ Сб. материалов научно-технической конференции./ СПб. СПВЗРКУ, 1996.

6 Боев В.Д., Каменев В.В. Методика оценки эффективности функционирования систем восстановления вооружения частей (подразделений) ПВО СВ./ Сб. материалов научно-технической конференции./ Тверь. 3 ЦНИИ, 1996.

СТАТИСТИКА ИННОВАЦИЙ КАК НЕОТЪЕМЛЕМАЯ ЧАСТЬ СОВРЕМЕННОЙ СОЦИАЛЬНО-ЭКОНОМИЧЕСКОЙ СТАТИСТИКИ

Ларина Т.Н., д-р экон. наук, доцент

**Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования**

«Оренбургский государственный университет»

Государственную статистику часто называют «зеркалом экономики» за то, что в официальных статистических публикациях Росстата отражаются наиболее значимые общественные процессы, происходящие в стране и мире. В системе профессионального образования при изучении статистических дисциплин рассматриваются темы, связанные с описанием общественных явлений (например, статистика населения, статистика производительности и оплаты труда и другие). Министерство науки и высшего образования РФ обязывает вузы ежегодно пересматривать учебные планы и основные образовательные программы подготовки бакалавров (специалистов, магистров) с целью их актуализации. На практике обновление учебных планов осуществляется за счет введения новых дисциплин, но тематика лекций по традиционно читаемым дисциплинам может сохраняться без изменений на протяжении нескольких лет. По нашему мнению, тематика лекций и практических занятий также требует систематической актуализации. В рамках статистического образования, в первую очередь, это касается социально-экономической статистики.

Курс социально-экономической статистики в системе подготовки профессиональных кадров предназначен для ознакомления студентов с основными приемами количественного анализа явлений общественной жизни, закрепления навыка работы с базами данных разных типов (бухгалтерская отчетность организаций, публикации органов государственной статистики и т.п.). Современный специалист в области экономики, финансов, государственного управления и многих других сфер должен владеть основами статистической методологии, навыками работы с социально-экономической информацией и понимать принципы её сбора и обобщения. Внедрение цифровых технологий в профессиональную и повседневную жизнь, а также реализация федеральных целевых программ по научно-технологическому развитию России повышает значение изучения социально-экономической статистики [2, 5, 8].

В данной статье внимание сосредоточено на одном из актуальных для нашей страны разделов социально-экономической статистики, которому, на наш взгляд, уделяется недостаточно внимания при изучении социально-экономической статистики в системе профессионального образования – статистика инноваций. Рассмотрим концептуальные вопросы данного раздела статистики.

Статистика инноваций как направление деятельности органов государственной статистики получило развитие в России в середине 1990-х годов, когда начали внедряться в практику международные стандарты статистического наблюдения за инновационными процессами. В 1994 г. впервые были собраны сведения о технологических (процессных и продуктовых) инновациях с крупных и средних организаций добывающей и обрабатывающей промышленности, с 1999 г. проводятся обследования малых предприятий этой отрасли. Методология российской статистики науки и инноваций базируется прежде всего на стандартах Организации экономического сотрудничества и развития (ОЭСР), а также на иных международных стандартах (методологические положения Евростата, ЮНЕСКО, ЮНИДО и др.) [9]. К 2010 г. отечественная государственная статистика инноваций в полной мере соответствовала международным принципам, что позволило учитывать сопоставимые российские данные при составлении глобальных рейтингов (Global Innovation Index, UNESCO Science Report, OECD STI Outlook, OECD STI Scoreboard, OECD Main S&T Indicators и др. В 2018 гг. международные стандарты вновь были пересмотрены, что также своевременно учтено в российской официальной статистической методологии [7].

В настоящее время сведения об инновационных процессах Росстат собирает по формам №4-инновация «Сведения об инновационной деятельности организации» (годовая), № 2-МП инновация «Сведения о технологических инновациях малого предприятия» (1 раз в 2 года за нечетные года); о передовых производственных технологиях по данным формы федерального статистического наблюдения № 1-технология «Сведения о разработке и (или) использовании передовых производственных технологий» (годовая); об использовании интеллектуальной собственности по данным формы федерального статистического наблюдения № 4-ИТ (перечень) «Сведения об использовании интеллектуальной собственности» (годовая). Постепенно все больше видов деятельности охватывались статистическим наблюдением. Так, сельскохозяйственные организации начали отчитываться по форме №4-инновация, начиная с 2016 г. [10].

В рамках обследований публикуют данные об инновационно-активных организациях (табл. 1). Под инновационной активностью организаций понимается вовлеченность организаций в осуществление инновационной деятельности. Уровень инновационной активности измеряется путем соотношения числа инновационно-активных организаций к общему числу обследуемых организаций [6].

Таблица 1 – Динамика инновационно-активных организаций в России в разрезе некоторых видов экономической деятельности, в процентах

Вид экономической деятельности	2017 г.	2018 г.	2019 г.	2020 г.	2021 г.
Всего	14,6	12,8	9,1	10,8	11,9
из них:					

выращивание однолетних культур	5,1	4,0	4,8	7,1	8,8
животноводство	4,8	4,2	4,0	7,5	8,6
промышленное производство	17,8	15,6	15,1	16,2	17,4
строительство	...	...	3,6	3,9	4,5
транспортировка и хранение	...	...	2,8	4,0	3,9

Источник: Наука, инновации, технологии / Уровень инновационной активности организаций [электронный ресурс] / URL: <https://rosstat.gov.ru/statistics/science> (дата обращения 09.01.2023 г.).

По таблице 1 видно, что в 2021 г. уровень инновационной активности организаций в России в среднем достиг 11,9%, что меньше, чем в 2017 г. на 2,7 процентных пункта. Более высокой инновационной активностью характеризуются организации промышленности (17,4%).

Согласно методологическим документам Росстата, под инновационной деятельностью понимается «вся исследовательская (исследования и разработки), финансовая и коммерческая деятельность, которая в течение периода наблюдения направлена или приводит к созданию новых или усовершенствованных продуктов (товаров, услуг), значительно отличающихся от продуктов, производивших организацией ранее, предназначенных для внедрения на рынке, новых или усовершенствованных бизнес-процессов, значительно отличающихся от предыдущих соответствующих бизнес-процессов организации, предназначенных для использования в практической деятельности» [13].

В государственной статистике выделяют два типа инноваций: продуктовые и процессные (рис. 1).

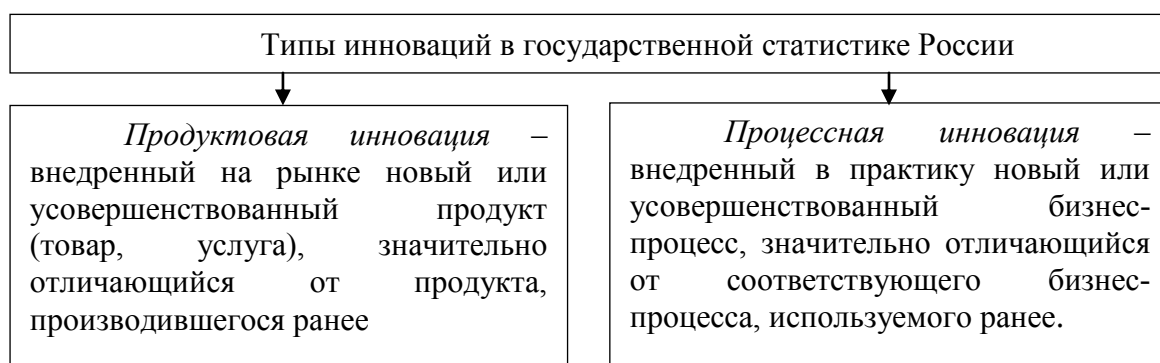


Рисунок 1 - Типы инноваций в государственной статистике инноваций

В составе процессных инноваций выделяют 7 категорий:

- новые или усовершенствованные методы производства и разработки товаров и услуг, ведения и разработки сельскохозяйственного производства;
- новые или усовершенствованные методы логистики, поставок и распределения сырья, материалов, комплектующих, товаров и услуг;
- новые или усовершенствованные методы обработки и передачи информации, общие для организации;

- новые или усовершенствованные методы ведения бизнеса, корпоративного управления, бухгалтерского и финансового учета;
- новые или усовершенствованные практики деловых отношений и внешних связей;
- новые или усовершенствованные методы управления трудовыми ресурсами;
- новые или усовершенствованные маркетинговые методы продвижения, представления и ценообразования товаров [6, 13].

В соответствии с международными стандартами в отечественную статистику введено понятие «экологическая инновация», которое подразумевает новый или значительно усовершенствованный продукт, услугу или метод их производства (передачи), новый или значительно усовершенствованный бизнес-процесс или их комбинацию, способствующих повышению экологической безопасности, улучшению окружающей среды или предотвращению негативного воздействия на нее [6]. В частности, специальные затраты, связанные с инновациями, направленными на улучшение экологии, в 2021 г. в России составили 20315,2 млн руб., что в расчете на одну организацию в среднем составляет 28,2 млн руб. Сравнивая этот показатель по видам экономической деятельности, видим, что максимальная величина специальных затрат на экологические инновации зафиксирована в организациях по производству бумаги и бумажных изделий (495,0 млн руб. в расчете на одну организацию) [12].

Большинство показателей статистики инноваций в публикациях органов государственной статистики представлено в целом по экономике страны, в разрезе видов экономической деятельности, регионов России, а также по субъектам малого предпринимательства. Анализ русскоязычных научных публикаций показал, что изучение инноваций и инновационной деятельности востребовано во многих сферах общественной жизни и представлено в разных прикладных аспектах: культурология, логистика, медицина, сельское хозяйство и т.д. [1, 3, 4, 11, 14].

Таким образом, имеющийся массив данных, широкий познавательный и практический интерес к теме позволяет выполнять комплексные статистические исследования инновационной деятельности в России, что вызывает необходимость включения статистики инноваций в программу изучения социально-экономической статистики.

Список литературы

1. Алиева К.У., Хекало О.Ю. Статистика инноваций в логистике и конкурентоспособность России // В книге: Мы продолжаем традиции российской статистики. Материалы I Открытого российского статистического конгресса. 2015. С. 124-125.
2. Афанасьев В.Н. Статистическое образование и наука для «цифровой экономики» Российской Федерации?! / В сборнике: Актуальные проблемы и перспективы развития государственной статистики в современных условиях.

Сборник докладов Междунар. науч.-практ. конф.: в 2 томах. Саратовстат, Саратовский социально-экономический институт (филиал) ФГБОУ ВО РЭУ им. Г.В. Плеханова. 2020. С. 158-162.

3. Водопьянова Е.В. Рост инновационной составляющей в европейском культурном наследии // Вестник культурологии. 2020. № 3 (94). С. 55-67. DOI: 10.31249/hoc/2020.03.04.

4. Горнак С.Ю. Статистика инноваций в системе медицинского обслуживания населения // Известия Санкт-Петербургского государственного экономического университета. 2015. № 3 (93). С. 117-120.

5. Государственная программа Российской Федерации «Научно-техническое развитие Российской Федерации». Утверждена Постановлением Правительства РФ от 29.03.2019 №377.

6. Индикаторы инновационной деятельности: статистический сборник / Л.М. Гохберг, Г.А. Грачева, К.А. Дитковский и др. М.: НИУ ВШЭ, 2021. – 280 с. [Электронный ресурс]: <https://issek.hse.ru/mirror/pubs/share/465578843.pdf> (дата обращения 20.12.2022).

7. Кузнецова И.А., Фридлянова С.Ю. Развитие методологии статистического измерения инновационной деятельности в условиях реформирования международных стандартов // Вопросы статистики. 2020. Т. 27. № 1. С. 29-52. DOI: 10.34023/2313-6383-2020-27-1-29-52.

8. Кучмаева О.В., Архипова М.Ю. Цифровые технологии в повседневной жизни россиян // Вопросы статистики. 2021. Т. 28. № 3. С. 45-55. DOI: 10.34023/2313-6383-2021-28-3-45-55.

9. Лайкам К.Э. Статистика инноваций в России: история, проблемы, перспективы // Федерализм. 2015. №3(79). С. 44-54.

10. Ларина Т.Н. Особенности инновационных процессов в сельском хозяйстве: проблемы статистического учета и межотраслевого сравнения // Друкеровский вестник. 2021. № 4 (42). С. 172-180. DOI: 10.17213/2312-6469-2021-4-172-180.

11. Лола И. С., Бакеев М. Б. Связь между индустрией 4.0 и устойчивым производством: анализ результатов обследования предприятий обрабатывающей промышленности // Вопросы статистики. 2022. Т. 29. № 6. С. 44-58. DOI: 10.34023/2313-6383-2022-29-6-44-58.

12. Наука и инновации. Официальный сайт Росстата [Электронный ресурс]: <https://rosstat.gov.ru/folder/14477> (дата обращения 19.06.2021).

13. Наука, инновации и технологии: понятия и определения (инновации). Официальный сайт Росстата [электронный ресурс] / https://rosstat.gov.ru/storage/mediabank/innov_pon.pdf (дата обращения 09.01.2023).

14. Нижегородцев Р.М. Госпрограмма «Научно-технологическое развитие Российской Федерации» и современные представления о национальных инновационных системах // Инновационное развитие экономики. 2019. № 4-1 (52). С. 21-25.

РЕЗУЛЬТАТЫ АНКЕТИРОВАНИЯ СТУДЕНТОВ ПО ПРОБЛЕМЕ ДИСТАНЦИОННОГО ОБУЧЕНИЯ В ПЕРИОД ПАНДЕМИИ

**Воронина В.М., д-р экон. наук, профессор,
Михайлова О.П., канд. экон. наук, доцент**

**Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования
«Оренбургский государственный университет»**

Распространение пандемии по COVID-19 в России привело к значительному изменению режима жизни современных людей, в том числе обучения студентов высших учебных заведений. При этом проблема не может рассматриваться без учёта вероятности новых вирусов, требующих похожих мер изоляции. В связи с этим актуально изучение условий обучения студентов в режиме самоизоляции и на этой основе выработка мер, способствующих улучшению обучения.

Студенты экономического факультета Оренбургского государственного университета в процессе обучения овладевают компетенциями, как общепрофессионального содержания, так и аналитического и расчетно-экономического.

Для изучения особенностей оценки студентами экономического факультета Оренбургского государственного университета проблемы пандемии (COVID-19) было проведено анкетирование. Анкетирование – это один распространенных способов опроса в ходе социологического или маркетингового исследования. Применявшаяся анкета включала семнадцать вопросов закрытого типа с альтернативными вариантами ответов каждый. Участие в анкетировании было добровольным. Анкетирование проводилось в ноябре 2020 года.

В анкетировании на тему Covid-19, приняли участие 124 человека, среди которых было 36 парней и 88 девушек.

В ходе проведения анкетирования среди студентов экономического факультета были выявлены следующие результаты.

Для наглядности представим анализ каждого вопроса графически.

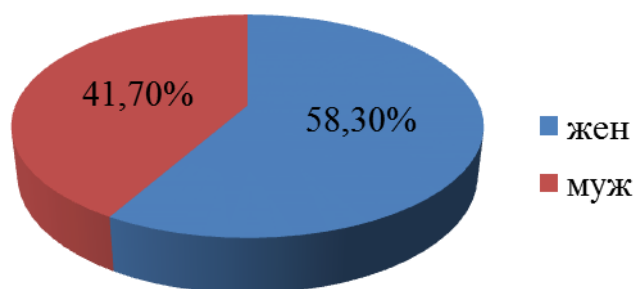


Рисунок 1 – Распределение ответов на вопрос «Ваш пол»

По данным рисунка 1 видно, что наибольшую долю среди опрошенных студентов составляли девушки.

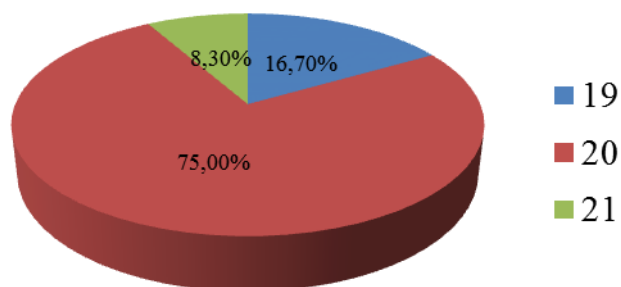


Рисунок 2 – Распределение ответов на вопрос «Ваш возраст»

По данным рисунка 2 видно, что большая часть опрошенных студентов в возрасте 20 лет.

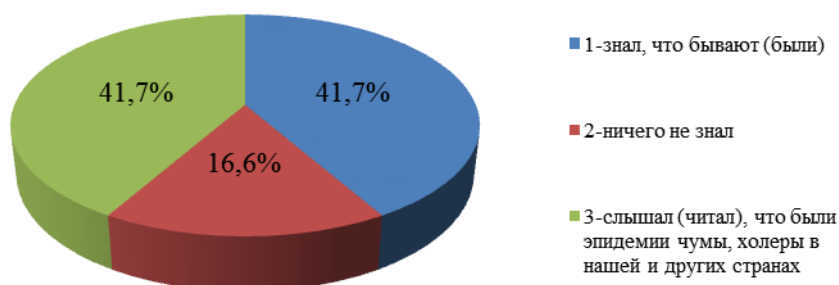


Рисунок 3 – Распределение ответов на вопрос «Ваше представление о пандемии: до введения в ОГУ режима самоизоляции 25 марта 2020 года?»

По данным рисунка 3 видно, что количество студентов разделилось на тех, кто знал, что бывают (были), и тех, кто слышал (читал), что были эпидемии чумы, холеры в нашей и других странах. Меньше всего студентов, которые ничего не знали.

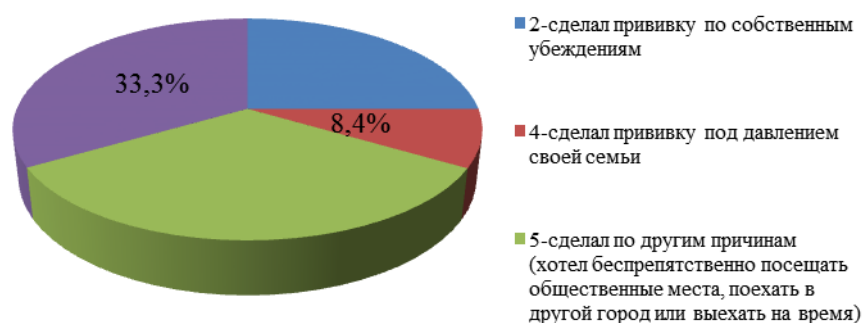


Рисунок 4 – Распределение ответов на вопрос «Ваше отношение к прививкам»

По данным рисунка 4 видно, что количество студентов разделилось на тех, кто хотел беспрепятственно посещать общественные места, поехать в

другой город или выехать на время, а также другие причины, и сделал прививки. Меньше всего студентов, которые сделали прививку по собственным убеждениям или сделали прививку под давлением своей семьи. Нет студентов, которые не сделали и не собираются или сделали прививку под каким-либо давлением извне.

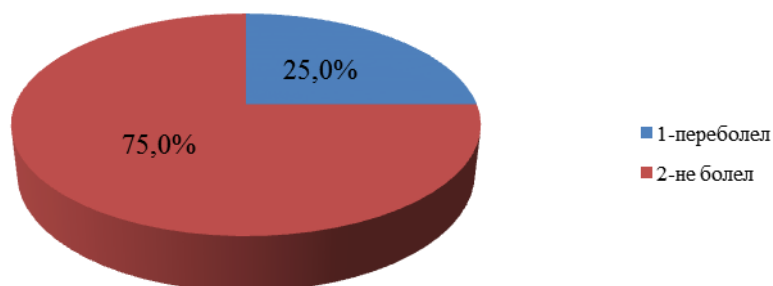


Рисунок 5 – Распределение ответов на вопрос «Переболели ли вы covid-19 или пневмонией»

По данным рисунка 5 видно, что большинство студентов не болели covid-19 или пневмонией.

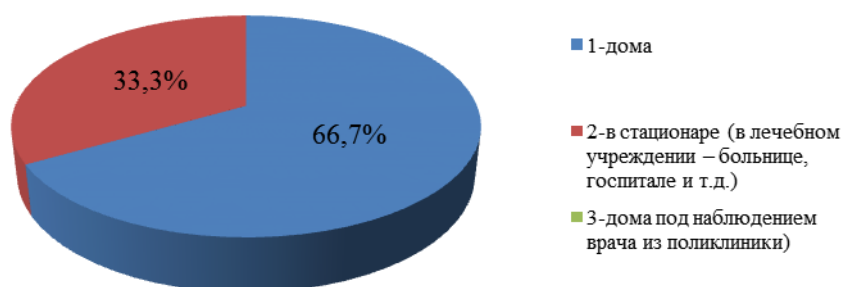


Рисунок 6 – Распределение ответов на вопрос «Если переболел, то где лечились»

По данным рисунка 6 видно, что большинство студентов, которые переболели, лечились в стационаре (в лечебном учреждении – больнице, госпитале и т.д.).

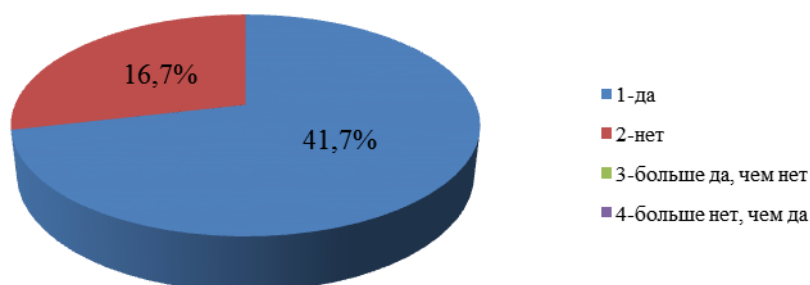


Рисунок 7 – Распределение ответов на вопрос «Были ли вы удовлетворены качеством медицинского обслуживания?»

По данным рисунка 7 видно, что большинство студентов не удовлетворены качеством медицинского обслуживания.

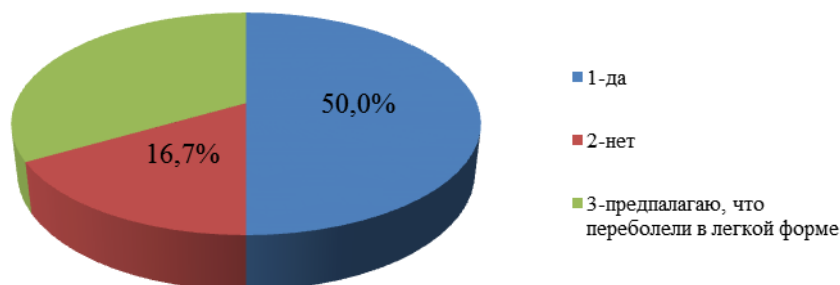


Рисунок 8 – Распределение ответов на вопрос «Болели ли члены вашей семьи covid-19»

По данным рисунка 8 видно, что у большинства студентов члены семьи болели covid-19, а также предполагают, что переболели в легкой форме.

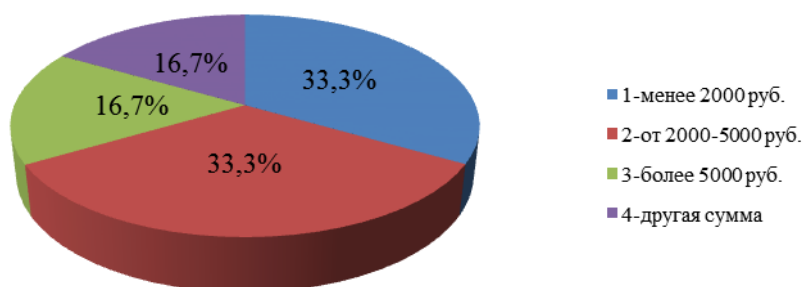


Рисунок 9 – Распределение ответов на вопрос «Сколько средств Вы, или члены вашей семьи потратили на лечение covid-19»

По данным рисунка 9 видно, что у большинства студентов и их члены семьи на лечение covid-19 потратили до 5000 руб.

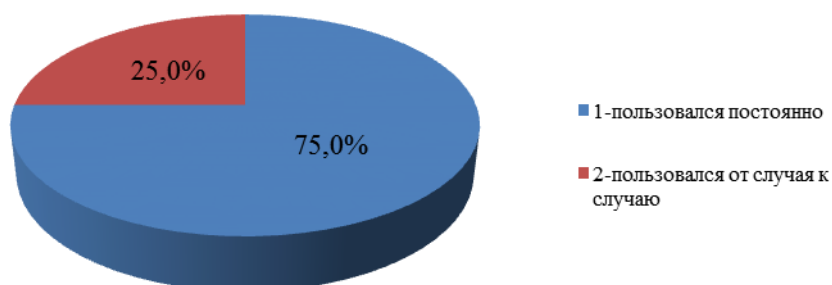


Рисунок 10 – Распределение ответов на вопрос «При режиме самоизоляции пользовались ли масками и другими защитными средствами?»

По данным рисунка 10 видно, что большинство студентов при режиме самоизоляции постоянно пользовались масками и другими защитными средствами.

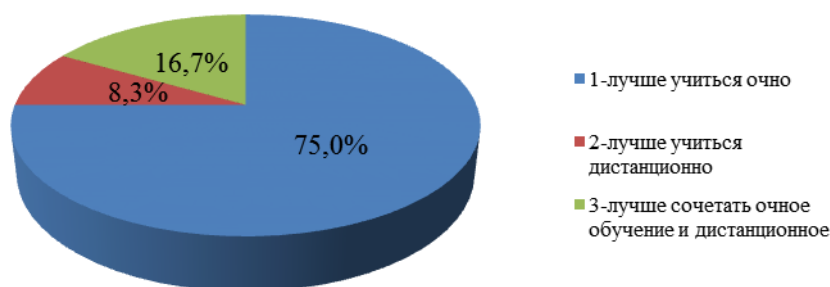


Рисунок 11 – Распределение ответов на вопрос «Как вы относитесь к дистанционному обучению»

По данным рисунка 11 видно, что большинство студентов хотели бы учиться очно.

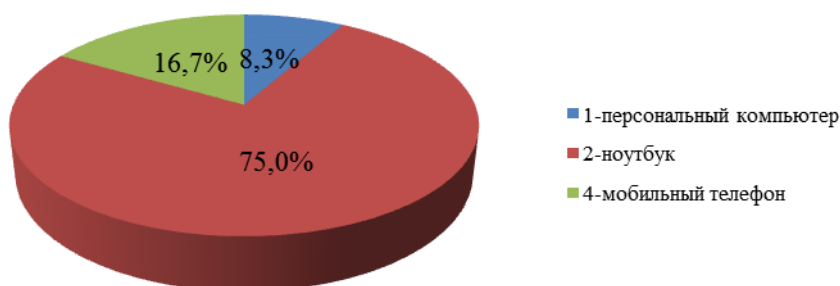


Рисунок 12 – Распределение ответов на вопрос «Укажите, какие типы устройств Вы используете для дистанционного обучения?»

По данным рисунка 12 видно, что большинство студентов при дистанционном обучении используют ноутбук, а также мобильный телефон.

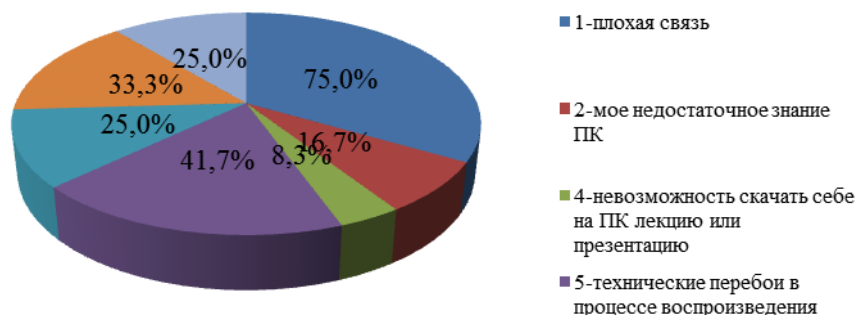


Рисунок 13 – Распределение ответов на вопрос «С какими техническими проблемами Вы столкнулись в процессе дистанционного обучения?»

По данным рисунка 13 видно, что большинство студентов в процессе дистанционного обучения столкнулись с такими техническими проблемами,

как плохая связь, а также с техническими перебоями в процессе воспроизведения материала.

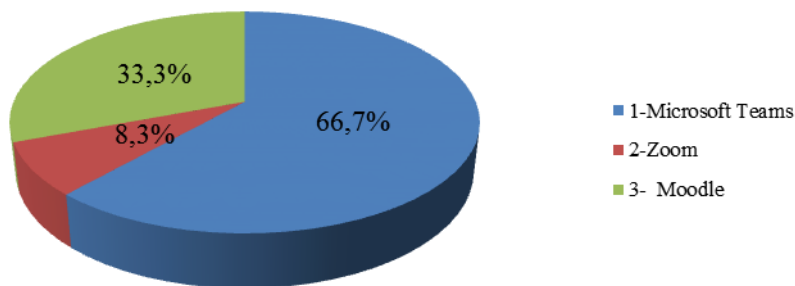


Рисунок 14 – Распределение ответов на вопрос «Что лучше и удобнее»

По данным рисунка 14 видно, что большинству студентов в процессе дистанционного обучения удобнее и лучше пользоваться Microsoft Teams. Есть среди опрошенных и те, кому нет особой разницы.

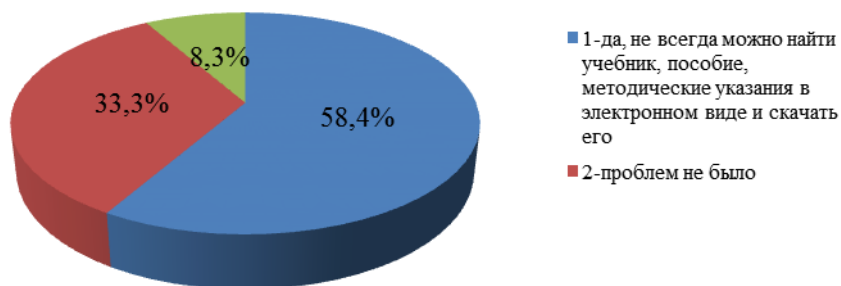


Рисунок 15 – Распределение ответов на вопрос «Испытывали ли затруднения при подборе литературы в библиотеке ОГУ при дистанционном обучении»

По данным рисунка 15 видно, что большинство студентов испытывали затруднения при подборе литературы в библиотеке ОГУ при дистанционном обучении, а именно: не всегда могли найти учебник, пособие, методические указания в электронном виде и скачать его.

На данный момент библиотека исследуемого ВУЗа пытается решить эту проблему. Для анализа и улучшения работы научной библиотеки Оренбургского государственного университета проводится анкетирование студентов на тему «Использование электронных ресурсов научной библиотеки».

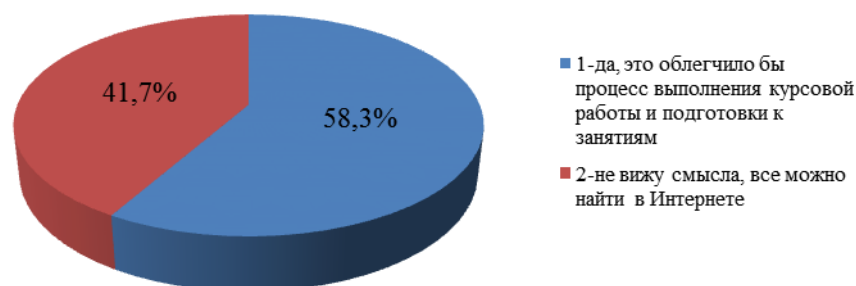


Рисунок 16 – Распределение ответов на вопрос «Если бы в библиотеке ОГУ был бы дежурный библиограф, у которого в режиме онлайн можно получить консультацию по учебной и научной литературе, ее наличию в фонде библиотеки»

По данным рисунка 16 видно, что большинство студентов хотели бы, чтобы в библиотеке ОГУ был дежурный библиограф, у которого в режиме онлайн можно было бы получить консультацию по учебной и научной литературе, ее наличию в фонде библиотеки, а именно это облегчило бы процесс выполнения курсовой работы и подготовки к занятиям.

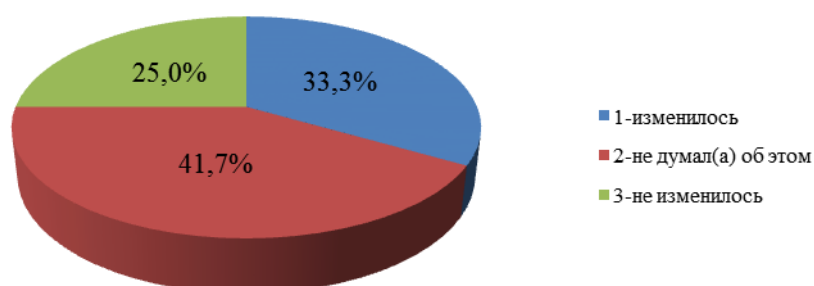


Рисунок 17 – Распределение ответов на вопрос «Изменилось ли что-либо в вашем сознании от прихода covid-19»

По данным рисунка 17 видно, что большинство студентов не думали, как covid-19 повлиял на их жизнь. У остальных почти равное количество жизнь как изменилась, так и нет. Большая часть опрошенных студентов отметили, что после прихода covid-19 многое в их сознании изменилось.

Таким образом, большинство студентов экономического факультета Оренбургского государственного университета признают большую опасность пандемии коронавируса по сравнению с ежегодными эпидемиями гриппа и считают обоснованным введение режима самоизоляции и дистанционного обучения в связи с COVID-19. Выявленные проблемы при дистанционном обучении во время пандемии - плохая связь и отсутствие возможности найти необходимые учебники и пособия в электронном виде на сайте библиотеки ВУЗа. Дежурный библиограф в режиме онлайн мог бы решить часть проблем.

Итак, исследовано новое, ранее неизвестное явление. Результаты исследования помогут улучшить организацию дистанционного обучения

студентов ВУЗа при распространении новых инфекций в условиях последующих пандемий.

Список литературы

1 Немцев О.Б. Оценка студентами разных специальностей проблемы COVID-19 / О.Б. Немцев, А.Б., Грунина С. С., Полянский А. В., Югай К. В. // Ученые записки университета Лесгафта. 2020. №5 (183). URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/otsenka-studentami-raznyh-spetsialnostey-problemy-covid-19> (дата обращения: 16.01.2023).

СТАТИСТИЧЕСКИЕ МЕТОДЫ ОБРАБОТКИ ДАННЫХ, ПРИМЕНЯЕМЫЕ В ПОЧВЕННЫХ ИССЛЕДОВАНИЯХ

Терехова Н.А., Веденеева Н.Г.

**Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования**

«Оренбургский государственный университет»

Аннотация.

Проведение масштабных полевых почвенных исследований сопровождается получением больших массивов фактических данных, описание которых, выявление закономерностей, тенденций и динамики связано с обязательным использованием комплекса методов статистической обработки полученных результатов. Использование методов статистической обработки данных является важным инструментом для правильной интерпретации и подтверждения выводов по результатам исследований, проведенных в полевых и лабораторных условиях.

Ключевые слова: почвоведение, статистические методы обработки, полевые и лабораторные исследования, тяжелые металлы.

Математизация почвоведения, интенсивно идущая последние 30 - 40 лет и несомненно являющаяся естественным результатом развития, с одной стороны, самого почвоведения, а с другой - математики и вычислительной техники, была предугадана гением В.В. Докучаева, связавшего превращение созданной им науки в точную с возможностью, в частности, преодоления тех трудностей, которые возникают в связи с необходимостью иметь дело с переменными величинами, трудно поддающимися «цифровому обозначению» (Докучаев, 1886). К мысли о статистической природе свойств почв почвоведы пришли давно и по крайней мере до того, как статистические методы анализа данных нашли применение в исследовании почв. Отражением этих представлений, например, явилась дискуссия по целесообразности использования смешанных образцов, развернувшаяся на страницах журнала «Почвоведение» еще в 1901 г [1].

В агрономических и биотехнологических исследованиях, как и во всех экспериментах для суждения о генеральной совокупности из нее отбирают выборку, и выводы о неизвестных параметрах генеральной совокупности производят на основании статистических показателей выборки (средние значения и показатели изменчивости или вариации) [2].

Целью экспериментального исследования всегда является изучение объекта с помощью свойств генеральной совокупности, при этом генеральные физические совокупности практически никогда не анализируются целиком. В большинстве случаев о свойствах объекта приходится судить на основании результатов испытаний над некоторым конечным числом компонентов физической совокупности, называемым выборкой. Наиболее простым

способом, нередко эффективно обеспечивающим репрезентативность выборки, является механический (или систематический) отбор, когда образцы для анализа отбирают через равные интервалы расстояния (или времени) [3].

Механический отбор образцов почв на поверхности можно осуществлять в точках, равномерно распределенных по площади, например, по углам квадратов, на которые разбивается вся исследуемая территория. Данный метод отбора образцов получил название «метод квадрата».

При проведении камерального этапа исследований важно учитывать, чтобы количество повторений одного эксперимента было достаточным для последующей статистической обработки (рекомендуется 3-х – 5-ти кратное повторение) [4].

Рассмотрим основные статистические подходы, используемые при оценке степени загрязнения почвенного покрова поллютантами.

При анализировании содержания ряда тяжелых металлов почвенном образце возможно определение двух наиболее информативных форм: подвижной и валовой. Так, средние значения со стандартными отклонениями и медианные концентрации элементов в образце почвы являются одними из наиболее часто встречаемых показателей. Средние концентрации элементов в почвенном образце могут быть сравнены с соответствующими концентрациями в среднем по населенному пункту, региону и т.д.

Еще одним информативным критерием считается расчет t-критерия Стьюдента, позволяющий определить статистическую значимость различий средних величин.

Пространственное распределение концентраций элементов является полезным визуальным средством для оценки возможных источников поступления. Если элементы поступают в поверхностный слой почвы из-за осаждения загрязняющих аэрозолей при отоплении жилых помещений, их распределение должно следовать тенденции распределения жителей в населенном пункте. Однако, если тяжелые металлы обогащаются за счет выбросов из промышленных источников, ожидается, что их высокие концентрации будут сосредоточены вокруг этих точечных источников. На основе данных лабораторных исследований карта пространственного распределения может быть построена для каждого элемента.

Хотя построение моделей распределения является информативным инструментом для определения изменчивости антропогенного воздействия на состав почвы, но они не дают информации о степени этого воздействия.

Соотношение концентраций исследуемого элемента к концентрации этого элемента в фоновом образце является хорошим индикатором степени модификации почвы. Изменение состава почвы считается значительным, когда значение данного показателя для элемента составляет более 10,0.

Меньшее обогащение может быть связано с различиями в минералогическом составе между исследуемой и эталонной почвами, используемой в этих расчетах.

Однако довольно высокие коэффициенты обогащения (до 50) могут наблюдаться в густонаселенных районах, что свидетельствует о значительном изменении состава почв в результате атмосферных выпадений в этих районах.

Таким образом, использование статистических методов обработки результатов почвенных полевых и лабораторных исследований является важным условием их правильной интерпретации и подтверждения выводов.

Список литературы

1. Дмитриев, Е. А. Математическая статистика в почвоведении: Учебник. - Москва: Изд-во МГУ, 1995.- 320 с
2. Усманов, Р. Р. Статистическая обработка данных агрономических исследований в программе «STATISTICA» : учебно-методическое пособие / Р. Р. Усманов ; Российский государственный аграрный университет – МСХА имени К. А. Тимирязева. – Москва : РГАУ-МСХА имени К. А. Тимирязева, 2020. – 177 с.
3. Webster, R. Statistics to support soil research and their presentation / R. Webster, // European Journal of Soil Science. -2001. - №52. – P.331-340
4. Гмурман В.Е. Теория вероятностей и математическая статистика: учеб. пособие для студентов вузов / В.Е. Гмурман.-12-е изд., перераб..- Москва: Высш. образование, 2007.- 478с.

ВИЗУАЛИЗАЦИЯ МАТРИЦЫ ТЕМПЕРАТУР ОБЪЕКТА С ПОМОЩЬЮ MLX90640 И RASPBERRY PI

Сабуров В.С., Величко В.А.

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования

«Оренбургский государственный университет»

Использование тепловизионных камер давно стало обыденностью во многих сферах человеческой деятельности, к примеру, силовые структуры, энергетика, машиностроение, микроэлектроника, химическая промышленность, строительство, медицина. Сама технология тепловидения основана на измерении температуры различных точек объекта для создания тепловой картины, поскольку температура является основным параметром в тепловом контроле, поскольку содержит данные об особенностях процесса теплопередачи, внутренней структуре объекта, режиме работы объекта, и наличии скрытых внутренних дефектов. По данным этих измерений и строится матрица температур, однако, главной задачей в технологии тепловидения является построение изображения на основе этой матрицы.

В данной статье рассмотрен один из способов получения теплового изображения на основе матрицы температур с помощью бюджетного (≈ 60 \$) датчика MLX90640 [1], который представляет собой тепловизионную камеру с разрешением 768 пикселей (24x32). В связке с микрокомпьютером Raspberry Pi датчик MLX90640 будет использован для построения и записи температурных карт с довольно высоким разрешением.

В техническом описании MLX90640 приведена информация о том, что датчик использует верхнюю правую точку своей пиксельной карты в качестве начальной, т.е. первая точка, которую он регистрирует, — это верхняя, самая правая точка его окна просмотра, что изображено на рисунке 1:

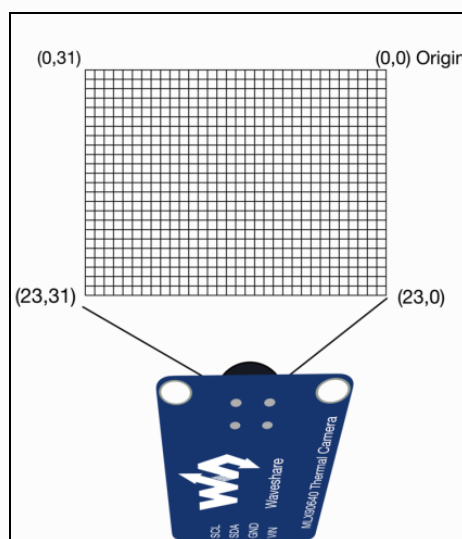


Рисунок 1 – Пиксельная карта датчика MLX90640

Следующим шагом является обработка данных пиксельной карты, которая будет осуществляться с помощью языка Python, поскольку он упрощает процесс получения правильного отображения при визуализации тепловизионной камеры. В Python существуют различные методы, которые можно использовать для визуализации тепловой картины MLX90640. Первый называется `imshow` и позволяет пользователям просматривать любое изображение. Реализация «`imshow`» использует другую конфигурацию источника, где сам источник (т.е. начальная точка) располагается в верхней левой точке окна. Это означает, что, когда мы строим изображение с MLX90640, точки рисунка должны быть смещены слева направо, чтобы следовать правильному отображению ИК-датчика, показанному выше. Простая реализация визуализации MLX90640 показана ниже с использованием «`imshow`» в Python, с переключением влево-вправо, выполненным в коде:

```
import time,board,busio
import numpy as np
import adafruit_mlx90640
import matplotlib.pyplot as plt

i2c = busio.I2C(board.SCL, board.SDA, frequency=400000) # настройка
I2C
mlx = adafruit_mlx90640.MLX90640(i2c) # запустить MLX90640 с I2C
comm
mlx.refresh_rate = adafruit_mlx90640.RefreshRate.REFRESH_8_HZ #
установить частоту обновления
mlx_shape = (24,32)
plt.ion() # включение интерактивного графика
fig,ax = plt.subplots(figsize=(12,7))
therm1 = ax.imshow(np.zeros(mlx_shape),vmin=0,vmax=60) #построение
нулевого графика
cbar = fig.colorbar(therm1) # setup colorbar for temps
cbar.set_label('Temperature [^\circ$C]',fontsize=14)
frame = np.zeros((24*32,)) # подготовка массива для хранения всех 768
температур
t_array = []
while True:
    t1 = time.monotonic()
    try:
        mlx.getFrame(frame)
        data_array = (np.reshape(frame,mlx_shape)) # приведение
расширения к формату 24x32
        therm1.set_data(np.fliplr(data_array))
therm1.set_clim(vmin=np.min(data_array),vmax=np.max(data_array)) #
настроить границы
```

```

cbar.on_mappable_changed(therm1) # обновить диапазон
plt.pause(0.001)
fig.savefig('mlx90640_test_fliplr.png',dpi=300,facecolor='#FCFCFC',
           bbox_inches='tight')    t_array.append(time.monotonic()-t1)
print('Sample Rate: {0:2.1f}fps'.format(len(t_array)/np.sum(t_array)))
except ValueError:
    continue

```

Приведенный выше код должен вывести изображение, представленное на рисунке 2:

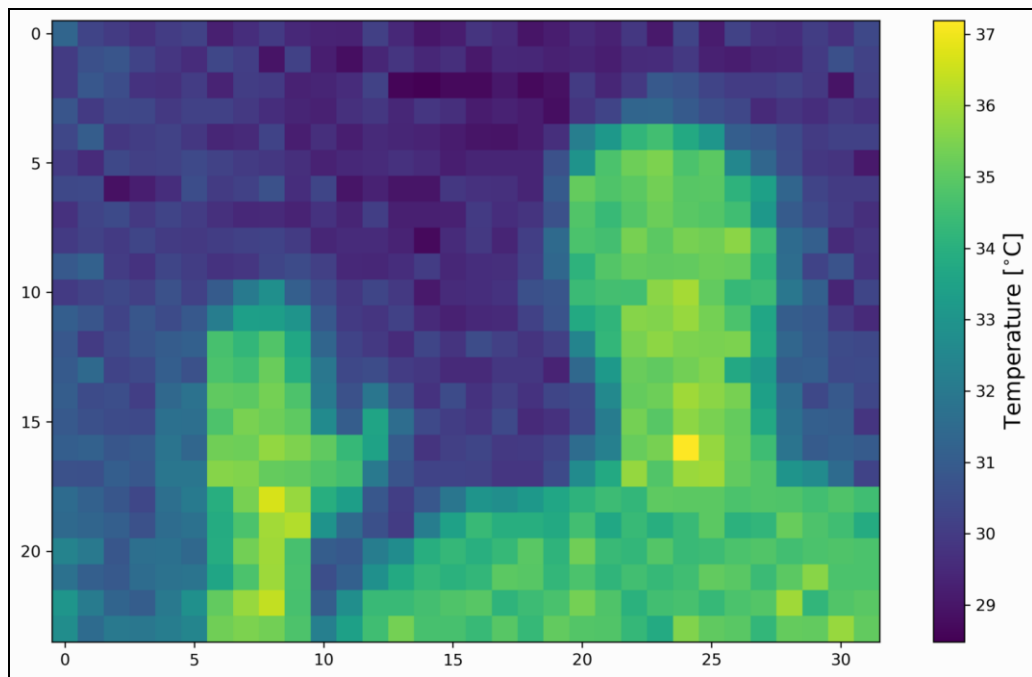


Рисунок 2 – Простая реализация визуализации MLX90640

Если пользователь прокомментирует процедуру сохранения, Raspberry Pi 4 сможет отображать примерно 2 изображения в секунду (частота дискретизации 2 Гц). Рассмотрим ниже разработку процедуры интерполяции в реальном времени.

Приведенный выше код представляет собой простой и быстрый способ отобразить необработанные значения, выдаваемые тепловым массивом MLX90640. Следующим шагом является улучшение разрешения ИК-камеры, а также повышение скорости процедуры построения графика. В ходе тестирования было выявлено, что максимальная частота составляет 3 кадра в секунду при новом разрешении. Новое выбранное разрешение составляет 240x320, т.е. 76 800 пикселей, что, по сравнению с исходным разрешением, является значительным увеличением. Но так как возможно ускорение анализа, новая временная частота дискретизации является допустимой. Raspberry Pi имеет ограниченную производительность, что особенно сказывается в части обработки изображений. Если использовать

дисплей с более низким разрешением, то время обработки может быть снижено, а частота дискретизации - увеличена.

Библиотека Python «scipy» имеет набор инструментов для обработки изображений под названием «ndimage», который способен интерполировать изображения с использованием различных методов [2]. Используя функцию «zoom» в наборе инструментов «ndimage», собственный вывод MLX90640 с расширением 24x32 можно интерполировать до 240x320 с помощью следующего дополнения к приведенному выше коду:

```
data_array = ndimage.interpolation.zoom(data_array,zoom=10)
```

Данная корректировка приводит к эффективной частоте кадров 1,6 кадра в секунду, что является относительно низкой частотой кадров даже для тепловизионной камеры. Далее будут рассмотрены шаги, направленные на повышение частоты кадров в обновлении графика.

Первое изменение включает в себя вызов метода «блицирования» в matplotlib, который сохраняет фон фигуры matplotlib в каждом цикле и обновляет только часть изображения фигуры. Это дает нам обновленную частоту кадров (в зависимости от платы RPI) для интерполированного изображения. Код для включения «блитинга» приведен ниже:

```
import time,board,busio
import numpy as np
import adafruit_mlx90640
import matplotlib.pyplot as plt
from scipy import ndimage
i2c = busio.I2C(board.SCL, board.SDA, frequency=400000) mlx =
adafruit_mlx90640.MLX90640(i2c)
mlx.refresh_rate = adafruit_mlx90640.RefreshRate.REFRESH_16_HZ
mlx_shape = (24,32)
mlx_interp_val = 10 # interpolate # on each dimension
mlx_interp_shape = (mlx_shape[0]*mlx_interp_val,
                    mlx_shape[1]*mlx_interp_val) # new shape
fig = plt.figure(figsize=(12,9)) # start figure
ax = fig.add_subplot(111) # add subplot
fig.subplots_adjust(0.05,0.05,0.95,0.95) # get rid of unnecessary padding
therm1 = ax.imshow(np.zeros(mlx_interp_shape),interpolation='none',
                   cmap=plt.cm.bwr,vmin=25,vmax=45) # preemptive image
cbar = fig.colorbar(therm1) # setup colorbar
cbar.set_label('Temperature [^\circ]C',fontsize=14) # colorbar label
fig.canvas.draw() # draw figure to copy background
ax_background = fig.canvas.copy_from_bbox(ax.bbox) # copy background
fig.show() # show the figure before blitting
frame = np.zeros(mlx_shape[0]*mlx_shape[1]) # 768 pts
def plot_update():
    fig.canvas.restore_region(ax_background) # restore background
    mlx.getFrame(frame) # read mlx90640
```

```

        data_array = np.fliplr(np.reshape(frame,mlx_shape)) # reshape,
flip data
        data_array = ndimage.zoom(data_array,mlx_interp_val) #
interpolate
        therm1.set_array(data_array) # set data
        therm1.set_clim(vmin=np.min(data_array),vmax=np.max(data_array)) #
set bounds
        cbar.on_mappable_changed(therm1) # update colorbar range
        ax.draw_artist(therm1) # draw new thermal image
        fig.canvas.blit(ax.bbox) # draw background
        fig.canvas.flush_events() # show the new image
        return
t_array = []
while True:
    t1 = time.monotonic() # for determining frame rate
    try:
        plot_update() # update plot
    except:
        continue
    # approximating frame rate
    t_array.append(time.monotonic()-t1)
    if len(t_array)>10:
        t_array = t_array[1:] # recent times for frame rate approx
        print('Frame Rate: {0:2.1f}fps'.format(len(t_array)/np.sum(t_array)))

```

Приведенный выше код использует 10-кратную интерполяцию функции «zoom» для вывода теплового изображения 240x320. Данное изменение позволило достичь скорости вывода примерно 2,2 кадра в секунду с помощью блиттинга, однако, если изображение сжато до `figsize=(9,5)`, оно будет работать со скоростью примерно 3,4 кадра в секунду и уменьшится до `figsize=(5,3)`, что даст около 5,4 кадров в секунду. Следует отметить, что частота обновления MLX90640 также должна быть изменена, чтобы соответствовать разным частотам кадров, что позволит не отставать от графика. Например, если удалить функцию `set_clim` и пользователь может установить значение `clim` перед циклом, это также может ускорить процесс. Недостатком такого подхода является то, что если температура изменится, цветовая карта не будет отражать данное изменение, затекая визуализацию в реальном времени. С закомментированными функциями `colorbar` и `clim` возможно получить частоту кадров около 6,2 кадров в секунду, когда для `figsize()` установлено значение (5,3). Это похоже на то, как если бы RPI работал на небольшом дисплее вместо монитора, который был использован в исследовании.

Результирующий интерполированный график в реальном времени должен быть похож на изображение, представленное на рисунке 3 (взятое непосредственно с исследуемого датчика MLX90640):

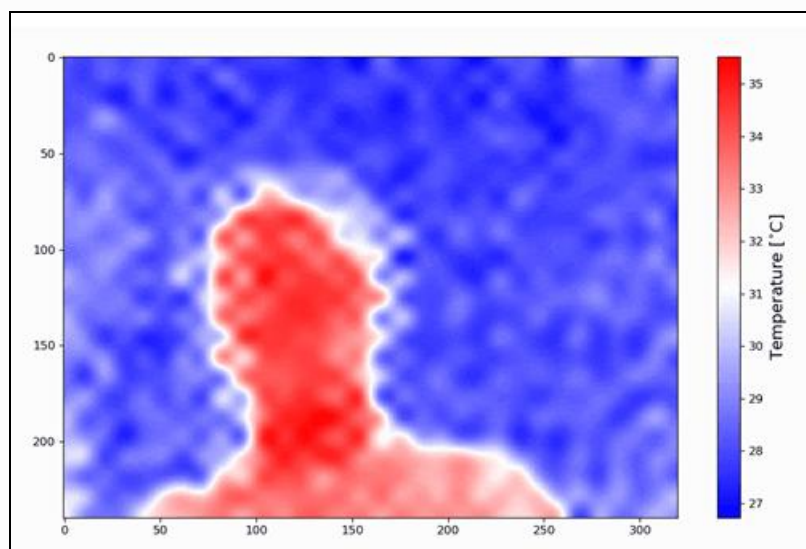


Рисунок 3 – Улучшенная реализация визуализации MLX90640

В результате проделанной работы был получен график, изменяющийся в реальном времени и представляющий собой цветовую интерпретацию матрицы температур объекта.

Список литературы

1. MLX90640 32x24 IR array // Melexis inspired engineering
URL: <https://www.melexis.com/en/documents/documentation/datasheets/datasheet-mlx90640> (дата обращения: 03.01.2023).

2. Multidimensional image processing (scipy.ndimage) // SciPy documentation URL: <https://docs.scipy.org/doc/scipy/tutorial/ndimage.html> (дата обращения: 03.01.2023).

ФОРМИРОВАНИЕ ЦИФРОВЫХ КОМПЕТЕНЦИЙ ПРИ ПОДГОТОВКЕ ОБУЧАЮЩИХСЯ ПО НАПРАВЛЕНИЮ «СТАТИСТИКА»

Морозова С.Н., канд. экон. наук

**Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования**

«Оренбургский государственный университет»

Цифровая трансформация затрагивает практически все сферы деятельности человека и существенно изменяет практики профессиональной деятельности: дополняет их использованием пакетов прикладных программ или специализированных баз данных, необходимостью программирования и применения математических моделей. Эти процессы требуют соответствующей подстройки образовательных программ.

Цифровые компетенции (ЦК) - это комплекс компетенций по работе в цифровой среде и с цифровыми продуктами, включая активность по созданию и сбору данных, их обработке и анализу, а также по автоматизации процессов с помощью компьютерных технологий [1].

Цифровыми компетенциями, формирование которых целесообразно интегрировать в образовательные программы, являются:

1. Цифровая грамотность для использования цифровых технологий и инструментов работы с информацией с целью удовлетворения личных, образовательных и профессиональных потребностей, коллективной работы в цифровой среде, учитывая основы безопасности, этические и правовые нормы.

2. Алгоритмическое мышление и программирование: от формализованной постановки задач и разработки алгоритма решения до использования современных инструментов программирования.

3. Анализ данных и методы искусственного интеллекта: от использования математических методов и моделей для извлечения знаний до решения профессиональных задач и разработки новых подходов [1].

Формирование и развитие ЦК у студентов должно быть построено на следующих принципах:

1. уровневость. Владение ЦК имеет уровневый характер. Уровни владения ЦК выстроены «вертикально», по возрастанию сложности. Каждая образовательная программа (ОП) устанавливает минимально необходимый уровень ЦК для своих студентов к моменту ее окончания. Минимально необходимый уровень ЦК по направлению подготовки регулируется образовательным стандартом. ОП определяет для своих студентов уровень ЦК по своему усмотрению, но не ниже минимального для направления. Ограничений сверху на уровень освоения ЦК студентами, в том числе в рамках индивидуальных образовательных траекторий, нет.

2. кастомизация в отношении образовательных программ. Комплексное формирование и развитие ЦК проводится с учетом особенностей образовательных программ: содержание учебных дисциплин подстраивается

под специфику ОП и учитывает запросы соответствующего сегмента рынка труда. Разные компетенции могут формироваться на различных уровнях.

3. индивидуализация траекторий. Освоение студентами минимально необходимого уровня ЦК обеспечивается обязательными дисциплинами. Одновременно с этим студенты имеют возможность выстраивать свою индивидуальную образовательную траекторию (ИОТ).

4. проектный подход. В некоторых дисциплинах активно используется проектный подход с ориентацией на обучение через решение прикладных задач, релевантных сфере будущей профессиональной деятельности студентов.

5. независимое измерение. Результаты освоения ЦК студентами подлежат обязательному измерению, которое проводится отдельно от процедур оценивания в рамках конкретных дисциплин и проверяет наличие сквозных цифровых навыков, не зависящих от направления подготовки. Достижение студентами минимально необходимого уровня ЦК для их ОП проводится независимо от кастомизации дисциплин, предусмотренной на образовательной программе. Студенты могут подтверждать и более высокий уровень ЦК, освоенный в рамках ИОТ.

6. внешняя экспертиза. В связи с быстрым обновлением цифрового пространства и используемых для его упорядочивания инструментов обучение ЦК выстраивается с привлечением экспертов из IT-индустрии. Поэтому к разработке и преподаванию дисциплин, выстраиванию проектного подхода, внедрению цифровых практик, используемых у работодателей, привлекаются эксперты из IT-индустрии.

Выделяется пять уровней освоения ЦК: начальный, базовый, продвинутый, профессиональный и экспертный. Каждый следующий уровень является развитием предыдущего в части объема навыков как способности решать более широкий спектр задач [1].

Уровень ЦК определяется освоением цифровой грамотности и уровнями освоения программирования и анализа данных.

Цифровая грамотность (ЦГ) - это технические и когнитивные навыки, позволяющие ориентироваться в современных информационных технологиях, удовлетворяя личные, образовательные и профессиональные потребности. Примерами таких навыков являются:

- умение работать с информацией в цифровой среде;
- способность алгоритмизировать и оптимизировать свои действия;
- умение взаимодействовать в цифровой среде с учетом норм этики и правового регулирования цифрового пространства;
- знание основ информационной безопасности на уровне пользователя и способность защищать цифровые устройства и персональные данные;
- понимание технических возможностей современных цифровых устройств и интернет-технологий, способность решать простые технические проблемы;
- умение работать в офисных приложениях и т.д.

Алгоритмическое мышление и программирование:

а) на начальном уровне студенты имеют навыки алгоритмизации, умеют писать программный код с использованием базовой функциональности языка программирования и могут применять свои навыки для автоматизации простых рутинных задач;

б) базовый уровень предполагает полноценное владение возможностями языков программирования и их инструментами для работы с данными;

в) компетенции продвинутого уровня предполагают навыки разработки эффективного кода с помощью применения алгоритмов и структур данных, базовые навыки программной инженерии, а также создания веб-приложений.

Сформированность компетенций по программированию предполагает определение уровня из числа: начальный, базовый, продвинутый, профессиональный и экспертный. Выбор языка программирования осуществляется с учетом ситуации на соответствующем сегменте рынка труда и актуального образовательного контекста в Университете.

Анализ данных и методы искусственного интеллекта:

а) на начальном уровне студенты имеют элементарные навыки работы с количественными и качественными данными;

б) базовый уровень предполагает умение применять прикладную статистику и простые методы машинного обучения для решения практических задач анализа данных, владеют полноценными навыками визуализации данных;

в) на продвинутом уровне студенты способны выполнять полный цикл решения задач с помощью машинного обучения и продвинутой аналитики, а также визуализировать результаты анализа и моделирования с помощью веб-приложений или других инструментов. Сформированность компетенций по Анализу данных предполагает определение уровней из числа: начальный, базовый, продвинутый, профессиональный и экспертный.

В ближайшие годы студентам в составе сквозных компетенций необходимо системно осваивать цифровые компетенции, также важно расширить подготовку бакалавров и магистров с дополнительной квалификацией в области цифровых технологий.

Список литературы:

1. Концепция развития цифровых компетенций студентов НИУ ВШЭ. – М: Нац. исслед. универ. «Высшая школа экономики», фак. компьютер. наук. – 2020. – 13 с.

2. Указ Президента РФ от 9 мая 2017 г. № 203 «О Стратегии развития информационного общества в Российской Федерации на 2017–2030 годы».

3. Цифровая грамотность для экономики будущего /Баймуратова Л.Р., Долгова О.А., Имаева Г.Р.и др.; Аналитический центр НАФИ. – М.: Издательство НАФИ, 2018. – 86 с.

4. Глотова В.Г. Информационные технологии: техническое и технологическое перевооружение и цифровизация экономики // Актуальные вопросы современной экономики. – 2022. – № 3. – с. 387-394.

ПРОБЛЕМЫ РАЗВИТИЯ МЯСНОЙ ПРОМЫШЛЕННОСТИ В РЕГИОНАХ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ

Аралбаева Г.Г., д-р экон. наук, доцент,

Цыркаева Е.А., канд. экон. наук

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования

«Оренбургский государственный университет»

Мясная промышленность – социально значимая отрасль АПК, занимающаяся переработкой домашнего скота и птицы. Производство мяса относится к сложной и актуальной сфере деятельности сельского хозяйства, на которое влияют множество факторов: тип потребления населения мясной продукции; природные условия; обеспеченность животных кормами; применяемые технологии и организация производства мяса и другие.

Мясное животноводство является прибыльной отраслью сельского хозяйства. В мире производится порядка 340 млн. тонн мяса в год (1 место – мясо птицы, 2 место – свинина, 3 место – мясо КРС).

На рисунке 1 представлена информация о странах-лидерах по производству мяса.

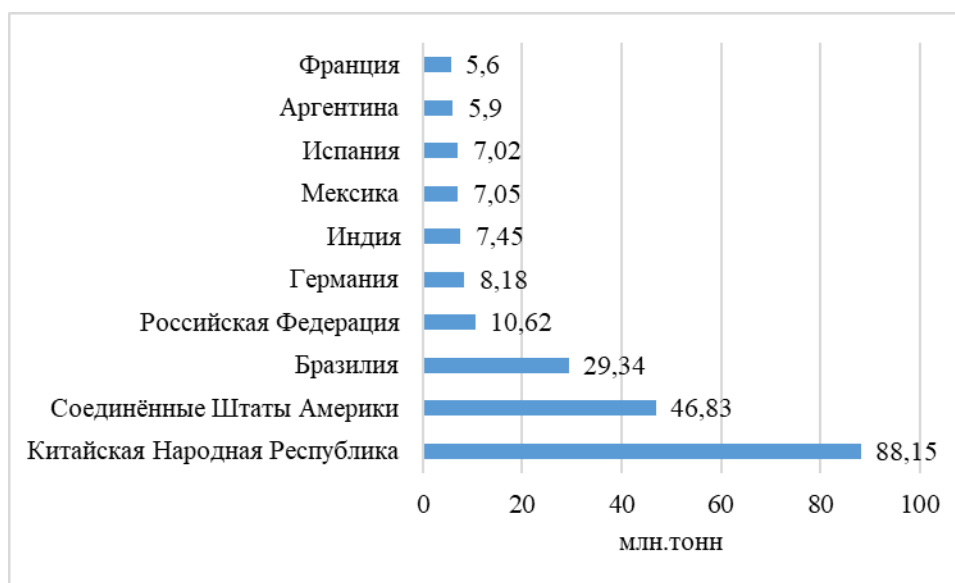


Рисунок 1 – Страны-лидеры по производству мяса, 2021 г. [1]

Лидером по производству мяса остается Китайская Народная Республика (более 88 млн. тонн по состоянию на 2021 год). Российская Федерация занимает позиции в топ 5 (более 10 млн. тонн мяса).

Рассмотрим объемы производства мяса в Российской Федерации (таблица 1).

Таблица 1 – Динамика производства мяса в Российской Федерации [2]

Показатель	2005	2010	2015	2019	2020	2021
Скот и птица (в живом весе), млн. тонн	7,7	10,5	13,4	15,2	15,6	15,7
Скот и птица (на убой), млн. тонн	4,9	7,1	9,5	10,8	11,2	10,8

Анализируя данные, можно сделать вывод, что общие объемы производства мяса в последние годы сохранились на прежнем уровне. Лидерами по производству свинины и мяса птицы являются крупные агропромышленные предприятия. В производстве говядины и баранины большую роль играют хозяйства населения.

В Российской Федерации, так же, как и по миру в целом, наибольшие объемы производства приходятся на мясо птицы (рисунок 2).

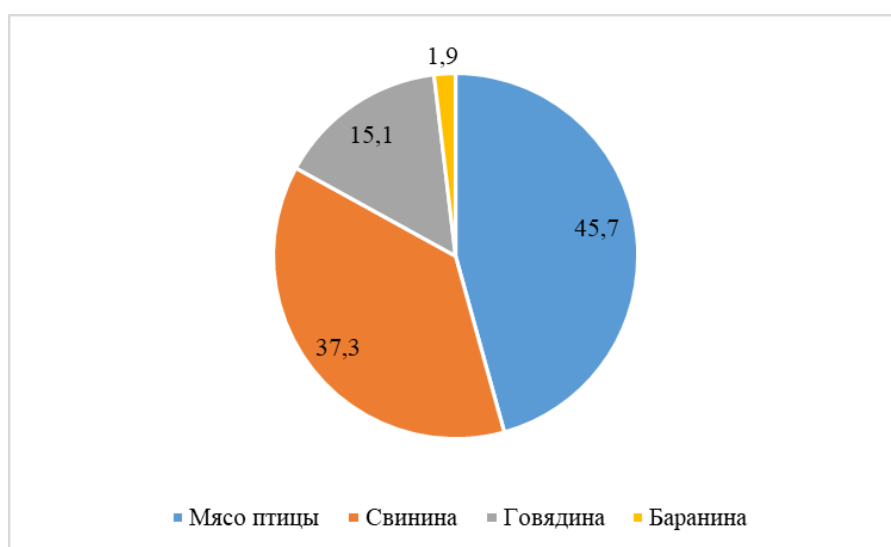


Рисунок 2 – Структура производства мяса в РФ в 2021 году, % [2]

Объемы производства мяса в разрезе федеральных округов представлены на рисунке 3.

На долю регионов Центрального федерального округа в 2021 году приходилось 38,8 % производства основных видов мяса. В Южном федеральном округе производство мяса выросло на 8,6 %. В Дальневосточном федеральном округе на 8,6%. Снижение продемонстрировали следующие федеральные округа:

- ПФО на 0,2 %;
- СЗФО на 3,1 %;
- СКФО на 0,7 %;
- УФО на 4,1 %;
- СФО на 0,8 %.

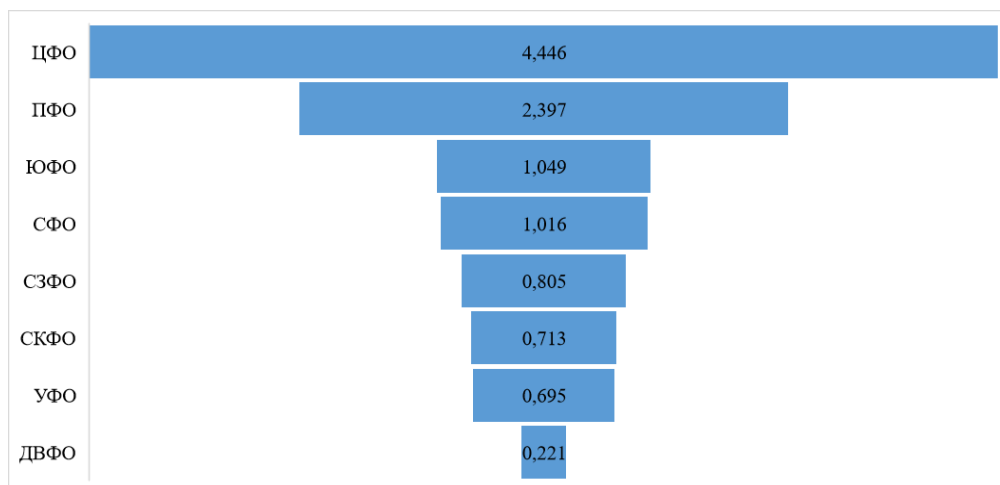


Рисунок 3 - Объемы производства мяса в разрезе федеральных округов в 2021 году, млн. тонн [2]

Ведущими регионами по производству мяса являются Белгородская область, Курская область, Тамбовская область и Краснодарский край (рисунок 4).

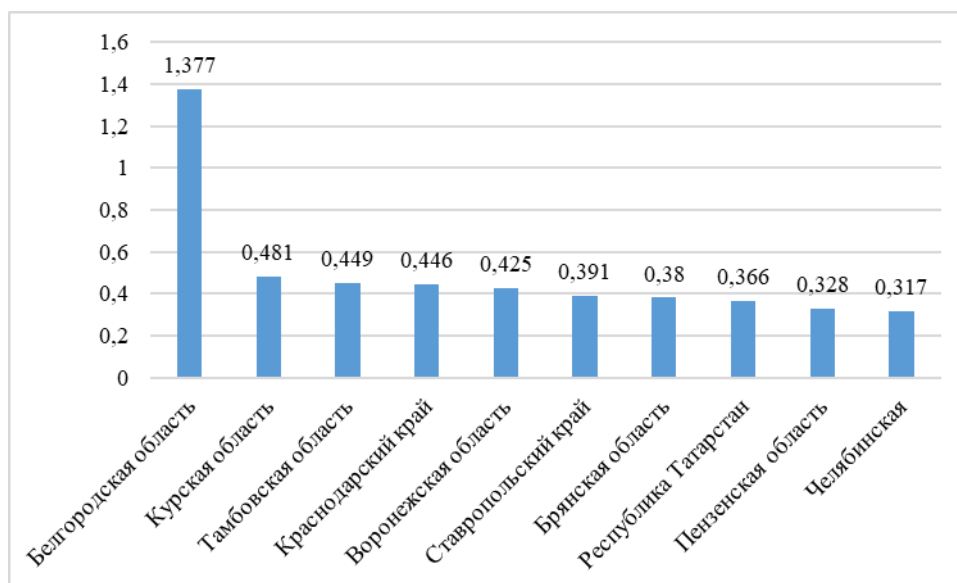


Рисунок 4 – Ведущие регионы по производству мяса в 2021 году, млн. тонн [2]

По мнению компании «Агроинвестор» можно выделить топ-25 производителей мяса, на долю которых приходится примерно 6,17 млн. тонн мяса. Для большинства из них характерно наличие собственных свиноводческих комплексов и птицефабрик (рисунок 5).

ТОП-25 ПРОИЗВОДИТЕЛЕЙ МЯСА		2020	2021
 ЧЕРКИЗОВО	1 «Черкизово»	883,7	860,95
 РЕСУРС	2 «Ресурс»	591	669
 МИРАТОРГ	3 «Мираторг»	655,8* **	661,5
 ЧАРОЕН ПОКПАНД ФУДС	4 «Чароен Покпанд Фудс»	288,9	365,95
 АГРОКОМПЛЕКС	5 «Агрокомплекс» им. Н. И. Ткачева	360,8	359,5
 ПРИОСКОЛЬЕ	6 «Приосколье»	326,2	318
 СИБАГРО	7 «Сибagro»	225,9	314,55
 БЕЛГРАНКОРМ	8 «Белгранкорм»	265,8	275,85
 ВЕЛИКОЛУКСКИЙ АГРОХОЛДИНГ	9 Великолукский агрохолдинг	240,2	241,2
 РУСАГРО	10 «Русагро»	240,2	241,02
 АГРОЗКО	11 «Агрозко»	176,8	213,7
 ДАМАТЕ	12 «Дамате»	151,2	211,5
 АГРО-БЕЛОГОРЬЕ	13 «Агро-Белогорье»	190,8	193,3
 АГРОПРОМ	14 «Агропромкомплектация»	200,8	191,3
 ПРОДО	15 «Продо»	163,3	144,8
 ХОРОШЕЕ ДЕЛО	16 «Хорошее дело»	125,2	132,8
 ТРАСТ	17 «Траст — ПА»	139,4	127,4
 ТАЛИНА	18 «Талина»	73	101,7
 АГРОСИЛА	19 «Агросила»	92,2	93,75
 КОМОС ГРУПП	20 «Комос Групп»	78,1	78,88
 СИБИРСКИЙ ПРЕМЬЕР	21 «Сибирский премьер»	54,75	75,75
 АРИАНТ	22 «Ариант»	87,7	75,66
 ЭКСИМА	23 «Эксима»	77,3	75,1
 КОПИТАНИЯ	24 «КоПитания»	80,8*	73,15*
 АГРОФИРМА	25 Агрофирма «Октябрьская»	68,2	68,2

Тыс. т, убойный вес, * оценка, ** уточненные данные

ИСТОЧНИК: «АГРОИНВЕСТОР»

Рисунок 5 – Топ-25 производителей мяса, по мнению компании «Агроинвестор» [3]

К проблемам развития мясной промышленности в Российской Федерации можно отнести: высокую долю импортного сырья; эпизоотическую ситуацию; снижение поголовья КРС; снижение показателей фермерской свинины; снижение поголовья овец и коз; логистические ограничения; рост себестоимости.

Мясная промышленность является важнейшей отраслью экономики в регионах Российской Федерации. На ее развитие влияют как внутренние, так и внешние факторы. На наш взгляд, ключевыми точками ее развития в перспективном периоде будут следующие:

- цифровизация промышленности;
- увеличение экспорта мясной продукции
- снижение импорта сырья;
- расширение инвестиционных программ и др.

Список литературы

1 Официальный сайт Atlas Big: Мировое производство мяса по странам - Режим доступа: <https://www.atlasbig.com/ru/stran-po-proizvodstvu-myasa> - 10.01.2023.

2 Официальный сайт Федеральной службы государственной статистики -
Режим доступа: <https://rosstat.gov.ru/>- 11.01.2023

3 Официальный сайт компании «Агроинвестор» Режим доступа:
<https://www.agroinvestor.ru/companies/>- 11.01.2023

ЭКОНОМЕТРИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ СРЕДНЕДУШЕВЫХ ДЕНЕЖНЫХ ДОХОДОВ НАСЕЛЕНИЯ В РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ

Лебедева Т.В., канд. экон. наук, доцент, Абаслы Ч.А.

**Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования**

«Оренбургский государственный университет»

К числу наиболее значимых направлений исследования социально-экономического положения государства относится анализ доходов населения. Грамотный анализ денежных доходов населения и их динамики является одним из основных моментов исследования уровня жизни населения страны.

Изучение экономического поведения и динамики населения позволяет получить объективную информацию об условиях жизни населения, покупательной способности доходов населения, степени дифференциации доходов и уровне бедности. Таким образом, статистические данные о доходах и их анализ необходимы государственным органам, принимающим решения, для определения мер адекватной экономической, налоговой и социальной политики.

Исходя из содержательного анализа, на вариацию эндогенной переменной (y - среднедушевые денежные доходы населения (рублей в месяц)), по нашему мнению, оказывают влияние следующие факторы:

- валовой региональный продукт на душу населения (рублей) (x_1) – это стоимость всех товаров и услуг, которые произвели в конкретном регионе. Данный показатель оказывает значительное влияние на среднедушевые доходы населения. Если ВРП растет, значит экономика и регион развиваются: появляются новые производства, рабочие места, растет уровень доходов населения.

- показатели предпринимательской активности предприятий (x_2) способствуют формированию конкурентной среды в сфере предпринимательства, положительно влияет на уровень занятости. Развитие предпринимательства решает такие проблемы, как сокращение безработицы, создание рабочих мест с хорошими условиями работы и заработной платой.

- коэффициент рождаемости организаций на 1000 организаций (x_3). С появлением новых организаций, появляются рабочие места, устанавливается динамичное равновесие между спросом и предложением на рабочую силу, увеличиваются доходы.

- коэффициент официальной ликвидации организаций на 1000 организаций (x_4). С сокращением организаций, спросом на рабочую силу, заработная плата, доходы работников уменьшаются.

- уровень рабочей силы в возрасте 15 лет и старше (x_5) является одним из важнейших условий рыночного механизма. Данный показатель позволяет эффективно использовать трудовой потенциал работников, создает конкурентную борьбу за рабочее место.

- уровень безработицы (x_6) отрицательно влияет на заработную плату. Принцип влияния заключается в том, что при увеличении числа безработных людям приходится соглашаться работать за более маленькую заработную плату.

Как видно по данным таблицы 1, в 2021 году в субъектах РФ наблюдалась тесная прямая связь среднедушевых доходов населения с уровнем рабочей силы в возрасте 15 лет и старше; связь средней силы прямая – с валовым региональным продуктом на душу населения; связь средней силы обратная - с коэффициентом официальной ликвидации организаций и уровнем безработицы. На 5 % уровне значимости не подтвердилась корреляционная связь среднедушевых доходов только с уровнем предпринимательской активности предприятий (x_2).

Таблица 1 – Матрица парных коэффициентов корреляции

	y	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6
y	1,00						
x_1	0,47	1,00					
x_2	0,14	0,43	1,00				
x_3	0,27	0,51	0,42	1,00			
x_4	-0,41	0,90	0,40	0,51	1,00		
x_5	0,80	0,29	0,10	0,17	0,26	1,00	
x_6	-0,35	-0,22	0,17	-0,15	-0,26	-0,55	1,00

В результате пошаговой процедуры регрессионного анализа, с учетом коллинеарности переменных нами получены оценки уравнений линейной, степенной и показательной регрессий (таблица 2).

Таблица 2 – Основные характеристики качества регрессионных моделей

Название модели	Оценка уравнения регрессии	Коэффициент (индекс) детерминации
Линейная	$\hat{y}_i = -102582 + 0,06 \cdot x_1 + 2269 \cdot x_5 + 553 \cdot x_6$	0,7
Степенная	$\hat{y}_i = 10,759 \cdot x_4^{0,389}$	0,2
Показательная	$\hat{y}_i = 30466 \cdot 1,001^{x_2}$	0,5

Уравнения регрессии в целом и их параметры статистически значимы на 5 % уровне значимости.

В линейном уравнении коэффициент регрессии при x_1 показывает, что с увеличением ВРП на 1 рубль, среднедушевые денежные доходы населения увеличатся на 0,06 рублей, при фиксированном значении остальных факторов.

Коэффициент регрессии при x_5 показывает, что с увеличением уровня рабочей силы в возрасте 15 лет и старше на 1 % среднедушевые денежные доходы населения увеличатся на 2269 рублей, при фиксированном значении остальных факторов.

Коэффициент регрессии при x_6 показывает, что с увеличением уровня безработных в возрасте 15 лет и старше на 1 % среднедушевые денежные доходы населения увеличатся на 553 рублей.

Проверка регрессионных остатков на нормальность на основе подхода, опирающегося на рассмотрение показателей асимметрии и эксцесса, показала нормальность распределения остатков только для линейного уравнения регрессии, так же, как и проверка гипотезы о гомоскедастичности остатков на основе теста Уайта не была отвергнута только для линейной модели (таблица 3).

Таблица 3 – Основные характеристики качества регрессионных моделей

Название модели	Результаты проверки гипотезы		
	значимости уравнения регрессии	нормальности распределения регрессионных остатков	гомоскедастичности регрессионных остатков
Линейная	статистически значимо	нормальное распределение	гомоскедастичны
Степенная	статистически значимо	отлично от нормального	гетероскедастичны
Показательная	статистически значимо	отлично от нормального	гетероскедастичны

Опираясь на оценку качества, точности и адекватности линейной и нелинейных регрессионных моделей для прогнозирования среднедушевых денежных доходов населения в субъектах РФ отобрана модель линейной регрессии. В таблице 4 представлены результаты прогнозирования по уравнению множественной линейной регрессии.

Таблица 4 - Вариантный прогноз среднедушевых денежных доходов населения по субъектам РФ, рублей в месяц

Прогноз	Значения экзогенных переменных		
	средние	наименьшие	наибольшие
Точечный	34883	8794	119679
Нижняя граница	33199	3149	96925
Верхняя граница	36567	14438	142434

С вероятностью 95 % можно утверждать, что если значения экзогенных переменных, вошедших в уравнение регрессии, будут на среднем уровне, наблюдаемом в 2021 году в субъектах РФ, то среднедушевые денежные доходы

населения будут варьировать от 33199 до 36567 рублей.

Если значения экзогенных переменных, вошедших в уравнение регрессии, примут наименьшие из наблюдаемых значений в 2021 году, то среднедушевые денежные доходы населения, с вероятностью 95 %, будут варьировать от 3149 до 14438 рублей.

При наибольших значениях экзогенных переменных среднедушевые денежные доходы населения, с вероятностью 95 %, будут варьировать от 96925 до 142434 рублей.

Список литературы

1. Регионы России. Социально-экономические показатели – 2022. Режим доступа: <https://rosstat.gov.ru/folder/210/document/13204>. – 10.01.2023 г.

ЭКОНОМЕТРИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ЧИСЛЕННОСТИ НАСЕЛЕНИЯ В РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ

Лебедева Т.В., канд. экон. наук, доцент, Качалова С.П.

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования

«Оренбургский государственный университет»

В настоящее время многие аспекты демографической ситуации, сложившейся в России, становятся основополагающими при определении перспектив ее социально-экономического развития, политической стабильности и национальной безопасности.

Эконометрическое моделирование позволяет оценить влияние социально-экономических факторов на изменение численности населения, что позволяет разработать варианты прогнозы развития страны и ее регионов, определить потребности населения в услугах образования, здравоохранения, жилищно-коммунального хозяйства.

На основе априорного статистического анализа, а также имеющейся статистической информации по субъектам РФ за 2021 год в качестве эндогенной (y) и экзогенных (x) переменных выделены следующие показатели: y - среднегодовая численность населения (тыс. человек); x_1 - реальные денежные доходы населения (в % к соответствующему периоду); x_2 - уровень занятости (%); x_3 - общая площадь жилых помещений, приходящаяся в среднем на одного жителя (m^2); x_4 - среднедушевые денежные доходы населения (руб./месяц); x_5 - заболеваемость (на 1000 человек).

Как видно по данным таблицы 1, совокупность субъектов РФ в 2021 году являлась неоднородной по среднегодовой численности населения и среднедушевым денежным доходам населения: коэффициент вариации по этим показателям составил 103,6 % и 40,3 % соответственно.

Таблица 1 - Описательные статистики эндогенной и экзогенных переменных

Показатель	y , тыс. человек	x_1 , %	x_2 , %	x_3 , m^2	x_4 , руб./месяц	x_5 , промилле
Среднее	1778,8	102,2	58,2	27,8	34909,1	850,7
Стандартное отклонение	1842,7	2,7	4,8	4,2	14053,0	161,5
Минимум	49,8	98,0	48,6	14,6	18139,0	459,5
Максимум	12645,3	109,8	76,7	35,2	99905,0	1246,9
Коэффициент вариации, %	103,6	2,6	8,3	15,1	40,3	19,0

Для возможности проведения эконометрического моделирования

разобьём анализируемую совокупность на однородные группы с помощью процедур кластерного анализа. Используя метод К-средних по эндогенной и экзогенным переменным, 82 субъекта РФ разбиты на 3 кластера. Состав кластеров представлен в таблице 2.

Таблица 2 - Состав кластеров

№ кластера	Число субъектов	Субъекты РФ
1	3	г. Москва, Магаданская область, Чукотский автономный округ
2	15	г. Санкт-Петербург; области: Амурская, Архангельская, Московская, Мурманская, Сахалинская, Свердловская, Тюменская; республики: Коми, Татарстан, Саха (Якутия); края: Камчатский, Краснодарский, Приморский, Хабаровский
3	64	г. Севастополь; области: Астраханская, Белгородская, Брянская, Владимирская, Волгоградская, Вологодская, Воронежская, Еврейская автономная, Ивановская, Иркутская, Калининградская, Калужская, Кемеровская, Кировская, Костромская, Курганская, Курская, Ленинградская, Липецкая, Нижегородская, Новгородская, Новосибирская, Омская, Оренбургская, Орловская, Пензенская, Псковская, Ростовская, Рязанская, Самарская, Саратовская, Смоленская, Тамбовская, Тверская, Томская, Тульская, Ульяновская, Челябинская, Ярославская; республики: Адыгея, Алтай, Башкортостан, Бурятия, Дагестан, Ингушетия, Кабардино-Балкарская, Карачаево-Черкесская, Калмыкия, Карелия, Крым, Марий Эл, Мордовия, Северная Осетия – Алания, Тыва, Чеченская, Удмуртская, Хакасия, Чувашская края: Алтайский, Забайкальский, Красноярский, Пермский, Ставропольский

В первый кластер вошло 3 субъекта, которые можно охарактеризовать как «аномальные»: г. Москва характеризуется наибольшим по совокупности значением эндогенной переменной, Чукотский автономный округ – наименьшим по совокупности значением эндогенной переменной; при этом для всех трех субъектов характерны наибольшие значения доходов и занятости населения (таблица 3). Третий кластер, самый многочисленный, характеризуется наименьшими средними значениями всех анализируемых

показателей. Средние значения показателей второго кластера занимают промежуточные значения между показателями 1 и 3 кластеров.

Таблица 3 - Средние по кластерам

Показатель	1 кластер	2 кластер	3 кластер
у, тыс. человек	4277,83	2610,31	1466,81
x_1 , %	107,00	102,97	101,76
x_2 , %	71,50	61,87	56,68
x_3 , м ²	25,33	27,65	27,98
x_4 , руб./месяц	89905,00	47832,40	29302,28
x_5 , промилле	898,13	903,70	836,02

Объем совокупности 1 кластера не позволяет проводить корреляционный и регрессионный анализ, поэтому эконометрическое моделирование численности населения проведем для субъектов 2 и 3 кластеров.

Как видно по данным таблицы 4, во втором кластере выявлена статистически значимая связь среднегодовой численности населения с реальными денежными доходами населения и общей площадью жилых помещений, приходящейся в среднем на одного жителя; в третьем кластере эндогенная переменная имеет статистически значимую связь с уровнем занятости и среднедушевыми денежными доходами населения.

Таблица 4 - Результаты корреляционного анализа по выделенным кластерам

Экзогенные переменные	Парные коэффициенты корреляции эндогенной переменной с соответствующей экзогенной переменной	
	по 2 кластеру	по 3 кластеру
x_1	0,61	-0,01
x_2	-0,04	0,30
x_3	0,56	0,02
x_4	0,02	0,40
x_5	0,00	0,17

В результате пошаговой процедуры регрессионного анализа получены оценки уравнений регрессии, представленные в таблице 5. Уравнения регрессии в целом и их параметры статистически значимы на 5 % уровне значимости.

Таблица 5 - Результаты регрессионного анализа по выделенным кластерам

№	Уравнение регрессии	Множественный	Наблюдаемое
---	---------------------	---------------	-------------

кластера		коэффициент корреляции	значение F-критерия Фишера
2	$y = -48903,7 + 394,7x_1 + 393,4x_3$	0,77	$F(2,12) = 8,61$
3	$y = -1098,23 + 0,09x_4$	0,40	$F(1,62) = 11,56$

Коэффициенты регрессии показывают, что с увеличением реальных денежных доходов населения на 1 %, численность населения в субъектах 2 кластера увеличится в среднем на 394,7 тыс. человек, а при росте общей площади жилых помещений, приходящейся в среднем на одного жителя на 1 м², численность населения в субъектах 2 кластера увеличится в среднем на 393,4 тыс. человек. Увеличение среднедушевых денежных доходов населения на 1 руб./месяц приведет к увеличению среднегодовой численности населения в субъектах 3 кластера в среднем на 90 человек.

Полученные характеристики регрессионных уравнений позволяют использовать их для прогнозирования. Результаты точечного и интервального прогнозов на 5 % уровне значимости при средних, минимальных и максимальных значениях экзогенных переменных представлены в таблице 6.

Таблица 6 - Вариантный прогноз численности населения по субъектам РФ, тыс. человек

Прогноз	Значения экзогенных переменных		
	средние	наименьшие	наибольшие
Точечный			
2 кластер	2605,1	0,0	8042,5
3 кластер	1466,8	489,6	2186,5
Нижняя граница			
2 кластер	1695,7	0,0	4997,2
3 кластер	1244,2	0,0	1708,4
Верхняя граница			
2 кластер	3514,5	1391,1	11087,8
3 кластер	1689,4	1105,7	2664,6

При наиболее благоприятных значениях экзогенных переменных ожидаемая среднегодовая численность населения в субъектах 2 кластера – 11088 тыс. человек, в субъектах 3 кластера – 2665 тыс. человек.

Проведённое эконометрическое моделирование позволяет сделать вывод, что на вариацию численности населения в субъектах РФ оказывает существенное влияние уровень жизни. Так как численность населения играет значимую роль в конкурентной борьбе государств, по данной характеристике определяют положение государства в мире, необходимо улучшать уровень и качество жизни населения во всех субъектах РФ.

Список литературы

1. Регионы России. Социально-экономические показатели – 2022. Режим доступа: <https://rosstat.gov.ru/folder/210/document/13204>. – 10.01.2023 г.

2. Эконометрика для бакалавров : учебник для студентов, обучающихся по программам высшего профессионального образования по направлению подготовки 080100 Экономика / В. Н. Афанасьев [и др.]; под ред. В. Н. Афанасьева. – Оренбург : Университет, 2014. – 422 с. – ISBN 978-5-4417-0345-1.

СТАТИСТИЧЕСКИЙ АНАЛИЗ ДИНАМИКИ ПОТРЕБИТЕЛЬСКИХ РАСХОДОВ ДОМОХОЗЯЙСТВ В РОССИИ

Лебедева Т.В., канд. экон. наук, доцент, Пурысева М.А.
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования
«Оренбургский государственный университет»

Состояние домохозяйств в экономической сфере предопределяет уровень экономики государства в целом, выступая в качестве её фундамента. При принятии стратегических решений руководство страны, в первую очередь учитывает события, происходящие на микроуровне. Одним из инструментов учета интересов домохозяйств при реализации экономической политики является анализ их расходов.

На начальном этапе рассмотрим современное состояние расходов домашних хозяйств в мировом масштабе.

На рисунке 1 представлены расходы домохозяйств мира в текущих ценах за 1970-2020 годы.

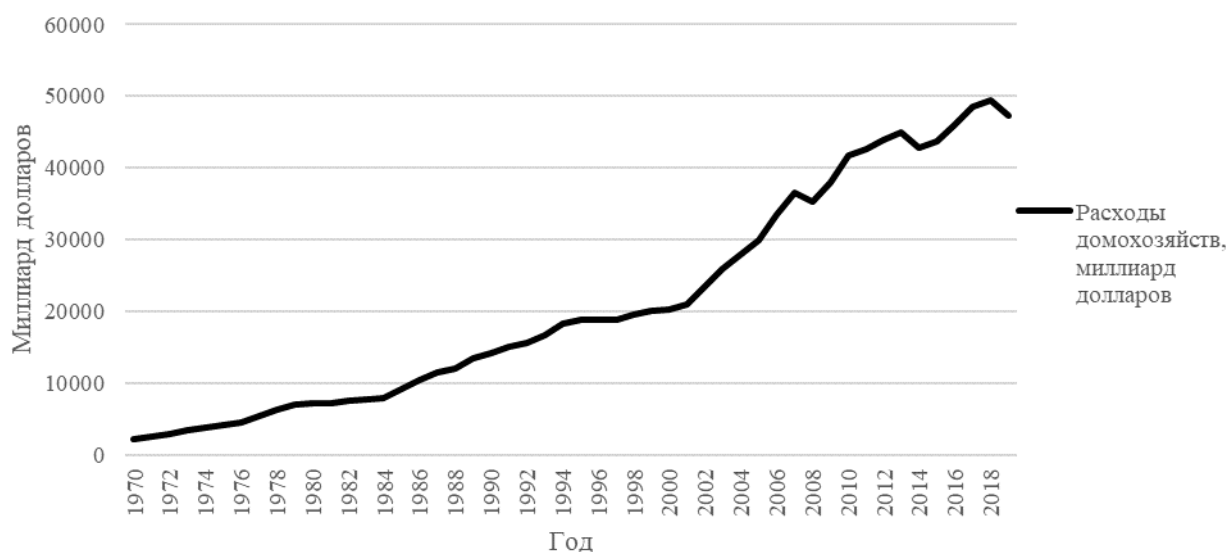


Рисунок 1 – Расходы домохозяйств мира в текущих ценах в период 1970-2020 годы

За текущие годы расходы домохозяйств мира в текущих ценах выросли в 24,2 раза или на 45326,4 млрд. долларов. Среднегодовой прирост расходов домашних хозяйств составил 906,5 млрд. долларов или 6,6 %. Минимум расходов домохозяйств был зафиксирован в 1970 году (1560 млрд. долларов). Максимальное значения показателя – 2019 год – 49365,4 млрд. долларов.

За период 1970-2020 годы расходы домашних хозяйств на душу населения в мире выросли на 5539,6 долларов или в 11,5 раз. Среднегодовой прирост расходов домохозяйств на душу населения составил 110,8 долларов или 5 %.

Рост показателя обусловлен ростом численности населения на 4086,7 миллиона, а также ростом расходов домохозяйств на душу населения в общей сумме на 5539,6 долларов.

Рассматривая общую экономическую картину мира по потребительским расходам домохозяйств, следует сопоставить значения показателя по раннему и позднему периоду. Это наглядно показывает мировое экономическое развития. Расходы домашних хозяйств мира в 1970 году составили 1956 миллиардов долларов, из которых расходы домохозяйств США – 33,1%, СССР – 10,5%, Германии – 6,1%, Японии – 5,1%, Великобритании – 4,5% и других – 40,7%.

Расходы домохозяйств мира в 2020 году составили 47282,4 млрд. долларов, где расходы домашних хозяйств США составили – 29,7 %, Китая – 12 %, Японии – 5,7 %, Германии – 4,1 %, Великобритании – 3,6 %, России – 1,7 % и других – 43,2 %.

Проведем анализ динамики объема потребительских расходов домашних хозяйств Российской Федерации за 2004-2020 годы (таблица 1).

Таблица 1 – Динамика объема потребительских расходов домашних хозяйств в Российской Федерации за 2004-2020 годы

Период	Потребительские расходы домашних хозяйств, рублей в месяц	Абсолютное изменение, рублей в месяц		Темпы роста, %	
		базисные	цепные	базисные	цепные
1	2	3	4	5	6
2004	3350,0	-	-	-	-
2005	4239,2	889,2	889,2	126,5	126,5
2006	5083,4	1733,4	844,2	151,7	119,9
2007	6540,7	3190,7	1457,3	195,2	128,7
2008	8216,8	4866,8	1676,1	в 2,4 раз	125,6
2009	8687,1	5337,1	470,3	в 2,6 раз	105,7
2010	10121,5	6771,5	1434,4	в 3,1 раз	116,5
2011	11285,5	7935,5	1164,0	в 3,7 раз	111,5
2012	12623,9	9273,9	1338,4	в 3,8 раз	111,9
2013	13706,7	10356,7	1082,8	в 4,1 раз	108,6
2014	14629,6	11279,6	922,8	в 4,4 раз	106,7
2015	14712,7	11362,7	83,1	в 4,4 раз	100,6
2016	16085,7	12735,7	1373,1	в 4,8 раз	109,3
2017	16770,3	13420,3	684,6	в 5,1 раз	104,3
2018	17488,9	14138,9	718,6	в 5,2 раз	104,3
2019	19157,6	15807,6	1668,7	в 5,7 раз	109,5
2020	18578,5	15228,5	-579,1	в 5,5 раз	97,0

Наибольший абсолютный цепной прирост наблюдался в 2019 году, его величина составила 1668,7 рублей. Отток данного показателя зафиксирован в 2020 году: по сравнению с 2019 годом он снизился на 579,1 рублей.

Базисные показатели динамики свидетельствуют о постоянном росте исследуемого показателя в анализируемом периоде: в 2020 году объем потребительских расходов домашних хозяйств в Российской Федерации на 15228,5 рублей больше, чем в 2004 году (базисном). Объем расходов увеличился в 4,5 раза.

Среднегодовая величина потребительских расходов домашних хозяйств в Российской Федерации за исследуемый период составила 11839,9 рублей. С каждым годом объем потребительских расходов в среднем увеличивается на 951,8 рубль. В среднем объем расходов за исследуемый период ежегодно увеличивался на 11,7 % (таблица 2).

Таблица 2 – Средние показатели динамики

Средняя величина, рублей	Абсолютный прирост, рублей	Темп роста, %	Темпы прироста, %
11839,9	951,8	111,7	11,7

Для моделирования динамики методом аналитического выравнивания, с помощью критерия «восходящих» и «нисходящих» серий выявлена нестационарность изучаемого временного ряда, то есть можно утверждать, что тренд в динамике потребительских расходов домашних хозяйств присутствует (рисунок 1).



Рисунок 2 – Результаты аналитического выравнивания потребительских расходов домашних хозяйств в Российской Федерации

Уравнение тренда примет вид:

$$y = 1011,8t + 2733,4.$$

Для проведения проверки модели на адекватность использовались статистика Дарбина-Уотсона и расчет значений асимметрии и эксцесса. В связи с тем, что расчетное значение Дарбина-Уотсона равно 1,71, сделан вывод о том, что автокорреляция в остатках отсутствует.

Расчетные значения асимметрии (-0,21) и эксцесса (-1,5), значительно меньше их критических значений при 5 %-м уровне значимости (0,71 и 0,88 соответственно). Следовательно, распределение временного ряда можно считать нормальным, а модель адекватной и пригодной для дальнейшего анализа.

Средняя ошибка прогноза для линии тренда на исследуемый период составила менее 30 %. Таким образом, величина потребительских расходов домашних хозяйств в 2021 году составит при сохранении имеющейся тенденции 20945,8 тысяч рублей.

Таким образом, объем потребительских расходов домашних хозяйств в Российской Федерации увеличивается: так в 2004 году он составил 3550 рублей, к 2020 году он повысился до 18578,5 рублей. Ежегодно величина расходов домохозяйств увеличивалась на 951,8 рублей или на 11,7 %. Основываясь на построенную линейную модель, в 2021 году потребительские расходы поднимутся до 20945,8 тысяч рублей.

Список литературы

1 Афанасьев, В. Н. Анализ временных рядов и прогнозирование : учебник / В. Н. Афанасьев, М. М. Юзбашев. – Москва : Финансы и статистика, 2001. – 228 с. – ISBN 5-279-02419-8.

2 Дуброва, Т.А. Статистические методы прогнозирования : учеб. пособие для вузов / Т.А. Дуброва. – Москва : ЮНИТИ-ДАНА, 2003. – 206 с. – ISBN 5238004974.

3 Федеральная служба государственной статистики : [Официальный сайт]. – Режим доступа : <http://www.gks.ru/> – 18.12.2022.

4 Официальный сайт Научная электронная библиотека «КИБЕРЛЕНИНКА» [Электронный ресурс]. – Режим доступа : <https://cyberleninka.ru/> – 15.05.19.

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ПОТРЕБИТЕЛЬСКИХ РАСХОДОВ ДОМОХОЗЯЙСТВ В РОССИИ

Лебедева Т.В., канд. экон. наук, доцент, Пурысева М.А.
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования
«Оренбургский государственный университет»

Домашние хозяйства выступают одним из важных субъектов экономической деятельности, от результатов которой зависит не только благосостояние отдельной хозяйственной единицы, но и всего населения страны в целом.

Потребительские доходы и расходы образуют финансы домашних хозяйств.

Потребительские расходы – это часть дохода, которую домашние хозяйства тратят на приобретение товаров и услуг. С течением времени структура и величина расходов изменяется, что способствует изменениям совокупного спроса и предложения на рынке. В целях регулирования соотношения спроса и предложения и поддержания состояния рыночной экономики в целом необходимо составление прогноза величины потребительских расходов домохозяйств на будущие периоды.

Проведем экспоненциальное сглаживание в ППП STATISTICA с целью прогнозирования потребительских расходов домашних хозяйств России на основе данных таблицы 1.

Таблица 1 – Данные объема потребительских расходов домашних хозяйств в Российской Федерации за 2004-2020 годы

Год	Потребительские расходы домашних хозяйств, рублей в месяц	Год	Потребительские расходы домашних хозяйств, рублей в месяц
2004	3350,0	2013	13706,7
2005	4239,2	2014	14629,6
2006	5083,4	2015	14712,7
2007	6540,7	2016	16085,7
2008	8216,8	2017	16770,3
2009	8687,1	2018	17488,9
2010	10121,5	2019	19157,6
2011	11285,5	2020	18578,5
2012	12623,9	В среднем	11839,9

На рисунке 1 представлена сетка значений для выбора параметров модели Холта. Как видно на рисунке 1 лучшими характеристиками точности обладает модель №55 с параметрами $\alpha = 0,7$ и $\gamma = 0,1$, при них наблюдаются наименьшие значения суммы квадратов отклонений.

Модель Номер	Поиск параметров на сетке (наименьшие абс.ошибки выделяются) (Таблица данна: Модель: Лин. тренд, нет сезон. ; S0=2874, T0=951,8 ПЕР1							
	Альфа	Гамма	Средняя ошибка	Ср. абс. ошибка	Сумма квадрат.	Средняя квадрат.	Средн. % ошибка	Ср. абс. % ошиб.
55	0,700000	0,100000	-47,5194	437,7668	5329000	313470,6	-0,528276	4,415587
46	0,600000	0,100000	-43,6730	441,0727	5329849	313520,5	-0,526239	4,509201
47	0,600000	0,200000	-65,2223	438,5195	5452300	320723,5	-0,621006	4,445652
64	0,800000	0,100000	-50,9050	441,0162	5462773	321339,6	-0,529766	4,368254
56	0,700000	0,200000	-64,2379	431,4533	5477554	322209,0	-0,597425	4,322066
48	0,600000	0,300000	-69,2735	422,4518	5484119	322595,2	-0,629465	4,293646
37	0,500000	0,100000	-37,8790	459,2895	5503831	323754,7	-0,515941	4,702034
49	0,600000	0,400000	-65,5007	413,8863	5544425	326142,6	-0,597727	4,194394
40	0,500000	0,400000	-72,3507	431,8162	5580450	328261,8	-0,657388	4,401324
41	0,500000	0,500000	-64,3792	412,4521	5583508	328441,6	-0,605125	4,237550

Рисунок 1 – Сетка значений для выбора параметров модели Холта для временного ряда потребительских расходов домашних хозяйств в Российской Федерации за 2004-2020 годы

Теоретические и прогнозные значения по модели Холта показаны на рисунке 2.

Набл.	Эксп. сглажив.: S0=2874, T0=951,8 Лин. тренд, нет сезон.; Альфа= , ПЕР1						
	ПЕР1	Сглажен. ряд	Остатки				
1	3350,00	3825,89	-475,89	13	16085,70	15760,83	324,87
2	4239,20	4725,32	-486,12	14	16770,30	16790,10	-19,80
3	5083,40	5618,87	-535,47	15	17488,90	17784,70	-295,80
4	6540,70	6502,13	38,57	16	19157,60	18748,75	408,85
5	8216,80	7443,18	773,62	17	18578,50	19787,35	-1208,85
6	8687,10	8465,47	221,63	18		20652,09	
7	10121,50	9434,78	686,72	19		21637,71	
8	11285,50	10457,46	828,04	20		22623,34	
9	12623,90	11502,56	1121,34	21		23608,96	
10	13706,70	12588,20	1118,50	22		24594,59	
11	14629,60	13684,74	944,86	23		25580,21	
12	14712,70	14773,36	-60,66	24		26565,84	
				25		27551,46	
				26		28537,09	
				27		29522,71	

Рисунок 2 – Результаты расчета и прогнозирования потребительских расходов домашних хозяйств по модели Холта

Автокоррелированность остатков по модели Холта представлена на рисунке 3.

Автокорреляцион. функция (Таблица данных остатков по модели Холта: Эксп. сглаж.; (Стандартные ошибки - оценки белого шума)				
Лаг	Авто-корр.	Ст.ошиб.	Бокс-Льюнга Q	p
1	0,889812	0,182224	23,8443	0,000001
2	0,770410	0,178685	42,4337	0,000000
3	0,642401	0,175075	55,8974	0,000000
4	0,509378	0,171389	64,7305	0,000000
5	0,379995	0,167622	69,8697	0,000000
6	0,242501	0,163768	72,0623	0,000000
7	0,107190	0,159821	72,5122	0,000000
8	-0,014028	0,155774	72,5203	0,000000
9	-0,120394	0,151620	73,1508	0,000000
10	-0,216130	0,147348	75,3023	0,000000
11	-0,265316	0,142948	78,7471	0,000000
12	-0,346619	0,138409	85,0187	0,000000
13	-0,406050	0,133716	94,2400	0,000000
14	-0,441444	0,128852	105,9773	0,000000
15	-0,458555	0,123797	119,6976	0,000000

Рисунок 3 – Автокорреляция остатков по модели Холта потребительских расходов домашних хозяйств

По рисункам 3 и 4 можно сделать вывод о независимости остатков модели Холта.

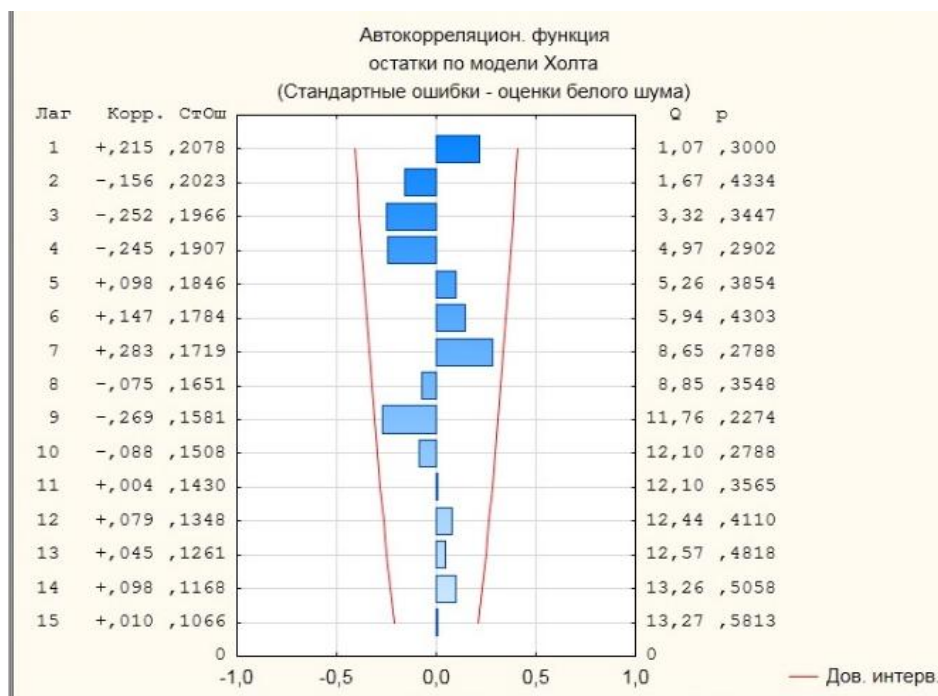


Рисунок 4 – Автокорреляция остатков потребительских расходов домашних хозяйств экспоненциального сглаживания

Согласно прогноза по модели Холта, в периоде упреждения прогнозируется восходящая тенденция потребительских расходов домашних

хозяйств в Российской Федерации. Так, при сохранении тенденции, наблюдавшейся в 2004 – 2020 гг., в 2021 г. потребительские расходы домашних хозяйств составят 20652,09 рублей, в 2022 г. – 216337,71 рублей, в 2023 г. – 22623,31 рублей.

Рассмотрим построение модели по экспоненциальному тренду. Используем сетку значений для выбора параметров модели экспоненциального тренда. Как видно на рисунке 5 лучшими характеристиками точности обладает модель № 45 с параметрами $\alpha = 0,5$ и $\gamma = 0,9$, при них наблюдаются наименьшие значения суммы квадратов отклонений.

Поиск параметров на сетке (наименьшие абс.ошибки выделяются) (Таблица даны Модель: Эксп. тренд, нет сезон. ; S0=2978, T0=1,265 Потребительские расходы домохозяйств								
Модель Номер	Альфа	Гамма	Средняя ошибка	Ср. абс. ошибка	Сумма квадрат.	Средняя квадрат.	Средн. % ошибка	Ср. абс. % ошиб.
45	0,500000	0,900000	-301,362	540,9758	8758042	515179,0	-2,98620	5,147450
53	0,600000	0,800000	-296,149	528,7299	8844816	520283,3	-2,85583	4,934432
52	0,600000	0,700000	-333,899	547,0871	8931340	525373,0	-3,18786	5,086321
44	0,500000	0,800000	-336,182	565,3119	8945993	526234,9	-3,29813	5,372111
61	0,700000	0,700000	-301,487	529,1763	8999041	529355,3	-2,83085	4,899815
54	0,600000	0,900000	-269,227	523,0145	9011895	530111,5	-2,60614	4,917205
60	0,700000	0,600000	-345,625	554,7286	9132183	537187,2	-3,20859	5,095753
62	0,700000	0,800000	-271,175	517,7221	9140177	537657,5	-2,55581	4,816601
69	0,800000	0,600000	-316,596	546,5773	9291090	546534,7	-2,89889	5,002947
70	0,800000	0,700000	-279,813	528,1540	9381384	551846,1	-2,57763	4,852892

Рисунок 5 – Сетка значений для выбора параметров модели по экспоненциальному тренду

Теоретические и прогнозные значения по модели экспоненциального тренда представлены на рисунке 6.

Эксп. сглажив.: S0=2978, T0=1,265 (Т Эксп. тренд, нет сезон.; Альфа=,500 Потребительские расходы домохозяйств				13	16085,70	15873,19	212,51
Потребительские расходы домохозяйств				14	16770,30	16675,24	95,06
Потребительские расходы домохозяйств				15	17488,90	17495,70	-6,80
Потребительские расходы домохозяйств				16	19157,60	18297,60	860,00
Потребительские расходы домохозяйств				17	18578,50	20004,10	-1425,60
Потребительские расходы домохозяйств				18		19945,39	
Потребительские расходы домохозяйств				19		20621,66	
Потребительские расходы домохозяйств				20		21320,86	
Потребительские расходы домохозяйств				21		22043,77	
Потребительские расходы домохозяйств				22		22791,19	
Потребительские расходы домохозяйств				23		23563,95	
Потребительские расходы домохозяйств				24		24362,91	
Потребительские расходы домохозяйств				25		25188,96	
Потребительские расходы домохозяйств				26		26043,02	
Потребительские расходы домохозяйств				27		26926,04	
Набл.	Потребительские расходы домохозяйств	Сглажен. ряд	Остатки				
1	3350,00	3768,46	-418,46				
2	4239,20	4278,91	-39,71				
3	5083,40	5098,85	-15,45				
4	6540,70	6086,68	454,02				
5	8216,80	7801,68	415,12				
6	8687,10	10133,81	-1446,71				
7	10121,50	11141,80	-1020,30				
8	11285,50	12068,95	-783,45				
9	12623,90	12868,66	-244,76				
10	13706,70	13926,56	-219,86				
11	14629,60	14988,78	-359,18				
12	14712,70	15892,30	-1179,60				

Рисунок 6 – Результаты расчета и прогнозирования потребительских расходов домашних хозяйств по модели экспоненциального тренда

Автокоррелированность остатков ряда потребительских расходов домашних хозяйств по модели экспоненциального тренда представлена на рисунке 7.

Автокорреляцион. функция (Таблица)				
X4				
(Стандартные ошибки - оценки белого шума)				
Лag	Авто- корр.	Ст.ошиб.	Бокса- Льюнга Q	p
1	0,142727	0,207802	0,47175	0,492189
2	-0,111041	0,202260	0,77315	0,679383
3	-0,287494	0,196561	2,91239	0,405344
4	-0,272624	0,190693	4,95630	0,291834
5	0,003486	0,184637	4,95666	0,421211
6	0,053834	0,178377	5,04774	0,537715
7	0,429209	0,171888	11,28289	0,126791
8	0,032532	0,165145	11,32170	0,184179
9	-0,255604	0,158114	13,93504	0,124709
10	-0,231364	0,150756	16,29033	0,091674
11	-0,075842	0,143019	16,57154	0,121268
12	0,008538	0,134840	16,57555	0,166343
13	-0,002777	0,126131	16,57604	0,219488
14	0,087510	0,116775	17,13762	0,248990
15	0,054218	0,106600	17,39630	0,295799

Рисунок 7 – Автокорреляция остатков потребительских расходов домашних хозяйств по модели экспоненциального тренда.

Автокорреляционная функция остатков ряда потребительских расходов домашних хозяйств по модели экспоненциального тренда представлена на рисунке 8.

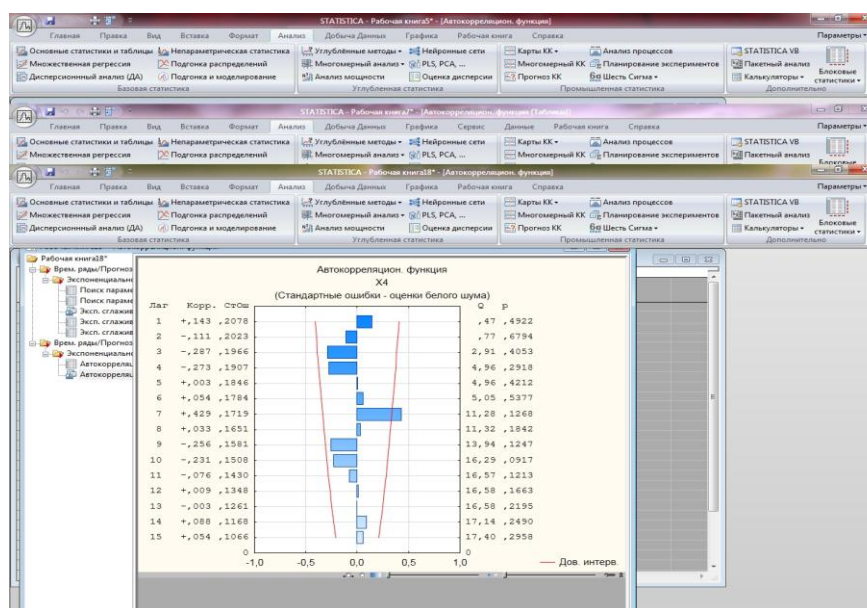


Рисунок 8 – Автокорреляция остатков ряда потребительских расходов домашних хозяйств по модели экспоненциального тренда

Как видно из рисунков 7-8 автокорреляция в остатках отсутствует. Модель можно использовать для прогнозирования изучаемого показателя.

Согласно данной модели, также прогнозируется рост потребительских расходов домашних хозяйств в Российской Федерации. Так, в 2021 году

потребительские расходы домашних хозяйств России составят 19945,39 рублей, в 2022 году – 20621,66 рублей, в 2023 – 2132086 рублей.

Список литературы

1 Афанасьев, В. Н. Анализ временных рядов и прогнозирование : учебник / В. Н. Афанасьев, М. М. Юзбашев. – Москва : Финансы и статистика, 2001. – 228 с. – ISBN 5-279-02419-8.

2 Дуброва, Т.А. Статистические методы прогнозирования : учеб. пособие для вузов / Т.А. Дуброва. – Москва : ЮНИТИ-ДАНА, 2003. – 206 с. – ISBN 5238004974.

3 Федеральная служба государственной статистики : [Официальный сайт]. – Режим доступа : <http://www.gks.ru/> – 18.12.2022.

4 Официальный сайт Научная электронная библиотека «КИБЕРЛЕНИНКА» [Электронный ресурс]. – Режим доступа : <https://cyberleninka.ru/> – 15.05.19.

РЕАЛИЗАЦИЯ РЕКОМЕНДАТЕЛЬНОЙ СИСТЕМЫ АНАЛИЗА ПРОДАЖ ТОРГОВОЙ СЕТИ

Пастухов Н.А.

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования

«Оренбургский государственный университет»

IMPLEMENTATION OF A RECOMMENDATION SYSTEM FOR ANALYZING SALES OF A RETAIL NETWORK

Pastukhov Nikita Andreevich

Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education
"Orenburg State University"

Abstract: Within the framework of the article, the application of a recommendation system for generating a music playlist in an online music service is considered.

Keywords: NEURAL NETWORKS, DATA ANALYSIS, SALES FORECAST.

Аннотация: В рамках статьи рассмотрено применение рекомендательной системы для генерации списка воспроизведения музыки в сервисе онлайн-музыки.

Ключевые слова: НЕЙРОСЕТИ, АНАЛИЗ ДАННЫХ, ПРОГНОЗ ПРОДАЖ.

Реализация рекомендательной системы анализа продаж торговой сети с применением алгоритмов машинного обучения является одним из перспективных направлений реализации систем автоматизации маркетинга, которая позволяет производить более детальный анализ продаж как всей торговой сети магазинов, так и некоторых её частей, которые могут быть как кластерами выбранных магазинов, так и их объединением.

Реализация рекомендательной системы анализа продаж торговой сети с применением алгоритмов машинного обучения является одним из перспективных направлений реализации систем автоматизации маркетинга, которая позволяет производить более детальный анализ продаж как всей торговой сети магазинов, так и некоторых её частей, которые могут быть как кластерами выбранных магазинов, так и их объединением.

Актуальность темы исследования обуславливается стремительным развитием как самих торговых сетей, так и ассортимента реализуемых ими товаров и услуг. В последнее время замечается стремительная нехватка рекомендательных систем, которые позволяли бы предлагать пользователю какую-то услугу или товар не по заранее подготовленным продавцом условиям,

а по тому представлению товара или услуги, которое видит обыкновенный пользователь некоторой торговой площадки на её сайте или в её сообществе в социальной сети. Объём описательной информации о предоставляемом товаре или услуге ставит под вопрос эффективность ручной обработки текстов объявлений и аннотаций к карточкам товаров на торговой площадке. В связи с этим возникает идея о применении алгоритмов искусственного интеллекта, а именно, машинного зрения, компьютерной лингвистики и машинного обучения для обработки фотографий товаров, шаблонов описаний и выборок данных о продажах данного товара для создания автоматической системы, которая смогла бы производить генерацию карточек товара, содержащих исходную фотографию товара и его описание. Аналогичных систем, сочетающих в себе алгоритмы анализа продаж и генерацию описаний товара, способных заинтересовать конечного пользователя, на отечественном рынке не найдено. Тем не менее, прибыльность реализации систем данного вида, производящих продвижение продаж товара, увеличивается в разы из-за нестабильной обстановки на отечественном рынке программного обеспечения из-за наложения санкций на продажу такого вида программного обеспечения иностранными правительствами на зарубежных поставщиков программного обеспечения.

В ходе анализа источников было установлено, что рекомендательные системы приносят большую практическую пользу при их применении на больших выборках данных по продажам товаров в крупных торговых сетях. Так, например, применяя алгоритмы искусственного интеллекта для анализа продаж, можно автоматизировать такие процессы, как:

- Сортировка списка проданных товаров по их рентабельности;
- В случае применения таких систем в маркетплейсах или Интернет-магазинах, можно сократить расходы на транспортировку товаров;
- По выборке продаж товара за определённый срок можно произвести прогнозирование продаж в будущем под влиянием внешних факторов, к которым можно отнести качество данного товара, наличие информации о нём на сайтах в сети Интернет и т. д.;

Применение систем такого рода позволяет сократить затраты компании за счёт применения интеллектуальных систем и сокращения влияния человеческого фактора, который также вносит свою лепту в продажи товара.

Одним из примеров рекомендательных систем являются сервисы по прослушиванию музыки, которые самостоятельно формируют списки воспроизведения музыки на основе предпочтений пользователя. В качестве примера такой площадки можно привести сервис YouTube Music компании Google. В своей работе исследователи представили крупномасштабную систему ранжирования видео и музыки с учётом региона нахождения пользователя [1]. Для избавления от смещения позиций при ранжировании, применена архитектура модели «Wide & Deep». Таким образом были достигнуты следующие показатели улучшения просмотров видеозаписей:

Model Architecture	Number of Multiplications	Engagement Metric	Satisfaction Metric
Shared-Bottom	3.7M	/	/
Shared-Bottom	6.1M	+0.1%	+ 1.89%
MMoE (4 experts)	3.7M	+0.20%	+ 1.22%
MMoE (8 Experts)	6.1M	+0.45%	+ 3.07%

Рисунок 1 – Результаты просмотров видеозаписей для нескольких разновидностей рекомендательных систем.

После этого количество открытий видеозаписи на платформе возросло в несколько раз. График количества открытий приведён на рисунке 2.

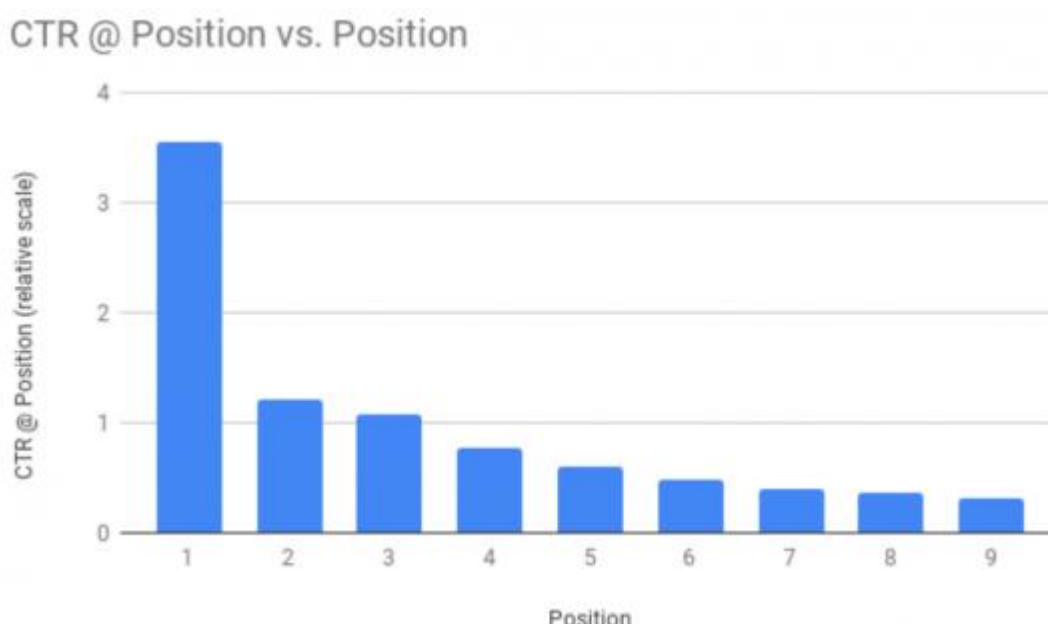


Рисунок 2 – Количество открытий видео для топ-9 рейтинга просмотров.

Таким образом, был рассмотрен пример применения рекомендательных систем такого вида. Как стало известно из источников, такие системы, при их правильной адаптации, могут сыграть большую роль в развитии не только видеоплатформ, но и доходности от таргетированной рекламы, которая активно внедряется компанией Google, в том числе, и на сервисе YouTube Music.

Список литературы

1. Из чего состоит рекомендательная система YouTube [Электронный ресурс] // – <https://neurohive.io/ru/novosti/iz-chego-sostoit-rekomendatel'naya-sistema-youtube/>. – 08.12.2022.
2. Modeling Task Relationships in Multi-task Learning with Multi-gate Mixture-of-Experts [Электронный ресурс] // – <https://www.kdd.org/kdd2018/accepted-papers/view/modeling-task-relationships-in-multi-task-learning-with-multi-gate-mixture-/>. – 08.12.2022.

3. Wide & Deep Learning for Recommender Systems [Электронный ресурс] // – <https://research.google/pubs/pub45413/>. – 08.12.2022.
4. Как работают рекомендательные системы [Электронный ресурс] // – <https://neurohive.io/ru/osnovy-data-science/rekomendatelnye-sistemy-modeli-i-ocenka/>. – 08.12.2022.
5. СОВРЕМЕННЫЕ МЕТОДЫ ОБРАБОТКИ ЕСТЕСТВЕННОГО ЯЗЫКА: НЕЙРОННЫЕ СЕТИ [Электронный ресурс] // – <https://cyberleninka.ru/article/n/sovremennye-metody-obrabotki-estestvennogo-yazyka-neyronnye-seti>. – 08.12.2022.
6. Комплекс программ автоматического построения семантической сети слов [Электронный ресурс] // – <https://cyberleninka.ru/article/n/kompleks-programm-avtomaticheskogo-postroeniya-semanticheskoy-seti-slov/>. – 08.12.2022.

ОСОБЕННОСТИ ПРЕПОДАВАНИЯ ДИСЦИПЛИНЫ «ТЕОРИЯ СТАТИСТИКИ В АНАЛИЗЕ ДАННЫХ» ПРИ ПОДГОТОВКЕ ОБУЧАЮЩИХСЯ ПО НАПРАВЛЕНИЮ 01.03.05 «СТАТИСТИКА»

Фаизова Л.Р., канд. экон. наук

**Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования
«Оренбургский государственный университет»**

В современных условиях цифровизации экономики направление 01.03.05 «Статистика» приобретает все большую актуальность. Выпускники данного направления готовы осуществлять профессиональную деятельность в административно-управленческой и офисной в сфере, а также в сфере сбора, обработки и анализа статистических данных.

Объектами профессиональной деятельности выпускников по направлению 01.03.05 «Статистика» являются:

- официальная статистическая информация о социальных, политических, экономических, демографических, экологических и других явлениях и процессах;
- статистическая информация о состоянии и развитии статистических совокупностей различной природы в конкретных предметных областях.

Выпускник, освоивший образовательную программу, в соответствии с видами профессиональной деятельности, на которые ориентирована программа, должен быть готов решать следующие профессиональные задачи:

- анализ данных различной природы на основе методов дескриптивной и математической статистики;
- подготовка статистических данных для составления докладов, публикаций и других аналитических материалов;
- балансировка и взаимная увязка статистических показателей;
- осуществление наблюдения и регистрации статистических объектов и их характеристик;
- формирование выборочных совокупностей единиц статистического наблюдения в соответствии с заданными признаками на основании статистических регистров и иных источников;
- подбор исходных данных для осуществления расчетов из доступных источников, в том числе административных и технологических;
- формирование входных массивов информации баз данных;
- расчет сводных и производных статистических показателей в соответствии с утвержденными методиками;
- формирование выходных массивов информации, содержащих группировку единиц статистического наблюдения и групповые показатели;
- составление технической документации, а также установленной отчетности по утвержденным формам.

Дисциплина «Теория статистики в анализе данных» является базовой дисциплиной Федерального государственного образовательного стандарта высшего образования по направлению 01.03.05 Статистика. Дисциплина является методологической основой многих дисциплин учебного плана, таких как: «Макроэкономическая статистика», «Микроэкономическая статистика с основами анализа хозяйственной деятельности», «Статистика видов экономической деятельности. Организация статистики», «Анализ временных рядов и прогнозирование», «Многомерный статистический анализ», «Эконометрика», «Анализ и визуализация данных», «Планирование и проведение статистического наблюдения», «Социальная статистика», «Непараметрические методы анализа связей», «Теория статистических показателей и их систем в условиях цифровизации». В рамках данной дисциплины обучающиеся изучают все основные понятия и методы обработки данных, необходимые для дальнейшего освоения отраслевых статистик, позволяющие получить знания для достижения профессиональных задач выпускников

В целях максимального усвоения дисциплины используются следующие технологии обучения:

- лекция - учебное занятие, составляющее основу теоретического обучения и дающее систематизированные основы научных знаний по дисциплине, раскрывающее состояние и перспективы развития соответствующей области науки и техники, концентрирующее внимание обучающихся на наиболее сложных, узловых вопросах, стимулирующее их познавательную деятельность и способствующее формированию творческого мышления.

- практическая работа - совместная деятельность обучающихся в группе под руководством преподавателя.

- самостоятельная работа обучающихся, предусматривает выполнение курсовой работы, которая формирует у студентов навыки самостоятельной исследовательской работы по изучению социально-экономических явлений и процессов и получению опыта и знаний, необходимых для выполнения выпускной квалификационной работы. Курсовая работа по данной дисциплине может стать первым этапом подготовки выпускной квалификационной работы и при выборе темы студент вправе в дальнейшем развить и углубить ее.

Лекции проводятся с использованием демонстрационного материала в виде презентаций. Материалы лекции в виде презентаций и задания к практическим занятиям с методическими рекомендациями размещаются в компьютерной сети университета Moodle и всегда доступны обучающимся, изучающим дисциплину.

Преподавание дисциплины опирается на современный подход к обучению и ориентируется на внесение в процесс обучения новизны, обусловленной особенностями динамики развития жизни и деятельности, спецификой различных технологий обучения и потребностями личности, общества и государства в выработке у обучаемых социально полезных знаний,

убеждений, черт и качеств характера, отношений и опыта поведения. Проведение всех видов занятий при преподавании дисциплины, проведение консультаций, промежуточная и текущая аттестация возможна с применением электронного обучения и дистанционных образовательных технологий.

При изучении дисциплины «Теория статистики в анализе данных» особое внимание следует уделить таким разделам как «Статистическое наблюдение», «Представление статистических данных: таблицы и графики», «Обобщающие показатели», «Выборочное наблюдение», «Индексный метод анализа».

Одним из путей приобщения студентов к современным научным достижениям в статистике является развитие научно-исследовательской работы студентов в форме выполнения ими курсовых работ, участия в предметных олимпиадах, научных студенческих сессиях, конференциях, конкурсах научных работ. Как показала практика, студенты активно и с большим интересом участвуют в этих мероприятиях. Ведь именно здесь можно показать свои знания по предмету, приобрести опыт публичного выступления, отстоять свою точку зрения, получить много новой информации по учебному курсу или научной проблеме.

Статистическая методология исследования является основой выполнения дипломных работ. Аналитическая часть дипломных работ должна опираться на статистическую методологию, как в пространственном, так и в динамическом аспектах. Применение статистико-экономических методов позволяет глубоко раскрыть изучаемые вопросы и получить обоснованные выводы и рекомендации. Эту задачу возможно решить только при углубленном анализе фактических и нормативных материалов с комплексным применением всего арсенала статистических методов обработки данных.

Список литературы

1. Федеральный государственный образовательный стандарт высшего образования – бакалавриат по направлению 01.03.05 Статистика.
2. Громыко Г.Л. К вопросу о формировании инновационных образовательных программ статистической подготовки экономистов / Г.Л. Громыко, И.Н. Матюхина, И.В. Тимофеев // Наука и образование. – 2010. – № 6. – С. 67-71.