



ISSN Print 2412-5291

НАЦИОНАЛЬНАЯ АССОЦИАЦИЯ УЧЕНЫХ (НАУ)
DOI: [10.31618/NAS.2413-5291.2023.2.90](https://doi.org/10.31618/NAS.2413-5291.2023.2.90)

Ежемесячный научный журнал Том 2 №90 / 2023

ГЛАВНЫЙ РЕДАКТОР

Макаровский Денис Анатольевич

AuthorID: 559173

Заведующий кафедрой организационного управления Института прикладного анализа поведения и психолого-социальных технологий, практикующий психолог, специалист в сфере управления образованием.

ЗАМЕСТИТЕЛЬ ГЛАВНОГО РЕДАКТОРА:

Чукмаев Александр Иванович

<https://orcid.org/0000-0002-4271-0305>

Доктор юридических наук, профессор кафедры уголовного права. Астана, Казахстан

РЕДАКЦИОННАЯ КОЛЛЕГИЯ

Штерензон Вера Анатольевна

AuthorID: 660374

Уральский федеральный университет им. первого Президента России Б.Н. Ельцина, Институт новых материалов и технологий (Екатеринбург), кандидат технических наук

Синьковский Антон Владимирович

AuthorID: 806157

Московский государственный технологический университет "Станкин", кафедра информационной безопасности (Москва), кандидат технических наук

Штерензон Владимир Александрович

AuthorID: 762704

Уральский федеральный университет им. первого Президента России Б.Н. Ельцина, Институт фундаментального образования, Кафедра теоретической механики (Екатеринбург), кандидат технических наук

Зыков Сергей Арленович

AuthorID: 9574

Институт физики металлов им. М.Н. Михеева УрО РАН, Отдел теоретической и математической физики, Лаборатория теории нелинейных явлений (Екатеринбург), кандидат физ-мат. наук

Дронсейко Виталий Витальевич

AuthorID: 1051220

Московский автомобильно-дорожный государственный технический университет (МАДИ), Кафедра "Организация и

безопасность движения" (Москва), кандидат технических наук

Садовская Валентина Степановна

AuthorID: 427133

Доктор педагогических наук, профессор, Заслуженный работник культуры РФ, академик Международной академии Высшей школы, почетный профессор Европейского Института PR (Париж), член Европейского издательского и экспертного совета IEERP.

Ремизов Вячеслав Александрович

AuthorID: 560445

Доктор культурологии, кандидат философских наук, профессор, заслуженный работник высшей школы РФ, академик Международной Академии информатизации, член Союза писателей РФ, лауреат государственной литературной премии им. Мамина-Сибиряка.

Измайлова Марина Алексеевна

AuthorID: 330964

Доктор экономических наук, профессор Департамента корпоративных финансов и корпоративного управления Финансового университета при Правительстве Российской Федерации.

Гайдар Карина Марленовна

AuthorID: 293512

Доктор психологических наук, доцент. Член Российского психологического общества.

Слободчиков Илья Михайлович

AuthorID: 573434

Профессор, доктор психологических наук, кандидат педагогических наук. Член-корреспондент Российской академии естественных наук.

Подольская Татьяна Афанасьевна

AuthorID: 410791

Профессор факультета психологии Гуманитарно-прогностического института. Доктор психологических наук. Профессор.

Пряжникова Елена Юрьевна

AuthorID: 416259

Преподаватель, профессор кафедры теории и практика управления факультета государственного и муниципального управления, профессор кафедры психологии и педагогики дистанционного обучения факультета дистанционного обучения ФБОУ ВО МГППУ

Набойченко Евгения Сергеевна

AuthorID: 391572

Доктор психологических наук, кандидат педагогических наук, профессор. Главный внештатный специалист по медицинской психологии Министерства здравоохранения Свердловской области.

Козлова Наталья Владимировна

AuthorID: 193376

Профессор на кафедре гражданского права юридического факультета МГУ

Крушельницкая Ольга Борисовна

AuthorID: 357563

кандидат психологических наук, доцент, заведующая кафедрой теоретических основ социальной психологии. Московский государственный областной университет.

Артамонова Алла Анатольевна

AuthorID: 681244

кандидат психологических наук, Российский государственный социальный университет, филиал Российского государственного социального университета в г. Тольятти.

Таранова Ольга Владимировна

AuthorID: 1065577

Уральский федеральный университет им. первого Президента России Б.Н. Ельцина, Уральский гуманитарный институт, Департамент гуманитарного образования студентов инженерно-технических направлений, Кафедра управление персоналом и психологии (Екатеринбург)

Ряшина Вера Викторовна

AuthorID: 425693

Институт изучения детства, семьи и воспитания РАО, лаборатория профессионального развития педагогов (Москва)

Гусова Альбина Дударбековна

AuthorID: 596021

Заведующая кафедрой психологии. Доцент кафедры психологии, кандидат психологических наук Северо-Осетинский государственный университет им. К.Л. Хетагурова, психолого-педагогический факультет (Владикавказ).

Минаев Валерий Владимирович

AuthorID: 493205

Российский государственный гуманитарный университет, кафедра мировой политики и международных отношений (общеевропейская) (Москва), доктор экономических наук

Попков Сергей Юрьевич

AuthorID: 750081

Всероссийский научно-исследовательский институт труда, Научно-исследовательский институт труда и социального страхования (Москва), доктор экономических наук

Тимофеев Станислав Владимирович

AuthorID: 450767

Российский государственный гуманитарный университет, юридический факультет, кафедра финансового права (Москва), доктор юридических наук

Васильев Кирилл Андреевич

AuthorID: 1095059

Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого, Инженерно-строительный институт (Санкт-Петербург), кандидат экономических наук

Солянкина Любовь Николаевна

AuthorID: 652471

Российский государственный гуманитарный университет (Москва), кандидат экономических наук

Карпенко Юрий Дмитриевич

AuthorID: 338912

Центр стратегического планирования и управления медико-биологическими рисками здоровью ФМБА, Лаборатория экологической оценки отходов (Москва), доктор биологических наук.

Малаховский Владимир Владимирович

AuthorID: 666188

Первый Московский государственный медицинский университет им. И.М. Сеченова, Факультеты, Факультет послевузовского профессионального образования врачей, кафедра нелекарственных методов терапии и клинической физиологии (Москва), доктор медицинских наук.

Ильясов Олег Рашитович

AuthorID: 331592

Уральский государственный университет путей сообщения, кафедра техносферной безопасности (Екатеринбург), доктор биологических наук

Косс Виктор Викторович

AuthorID: 563195

Российский государственный университет физической культуры, спорта, молодёжи и туризма, НИИ спортивной медицины (Москва), кандидат медицинских наук.

Калинина Марина Анатольевна

AuthorID: 666558

Научный центр психического здоровья, Отдел по изучению психической патологии раннего детского возраста (Москва), кандидат медицинских наук.

Сырочкина Мария Александровна

AuthorID: 772151

Пфайзер, вакцины медицинский отдел (Екатеринбург), кандидат медицинских наук

Шукшина Людмила Викторовна

AuthorID: 484309

Российский экономический университет им. Г.В. Плеханова, Головной вуз: РЭУ им. Г.В. Плеханова, Центр гуманитарной подготовки, Кафедра психологии (Москва), доктор философских наук

Оленев Святослав Михайлович

AuthorID: 400037

Московская государственная академия хореографии, кафедра гуманитарных, социально-экономических дисциплин и

менеджмента исполнительских искусств (Москва), доктор философских наук.

Терентий Ливиу Михайлович

AuthorID: 449829

Московская международная академия, ректорат (Москва), доктор филологических наук

Шкаренков Павел Петрович

AuthorID: 482473

Российский государственный гуманитарный университет (Москва), доктор исторических наук

Шалагина Елена Владимировна

AuthorID: 476878

Уральский государственный педагогический университет, кафедра теоретической и прикладной социологии (Екатеринбург), кандидат социологических наук

Франц Светлана Викторовна

AuthorID: 462855

Московская государственная академия хореографии, научно-методический отдел (Москва), кандидат философских наук

Франц Валерия Андреевна

AuthorID: 767545

Уральский федеральный университет им. первого Президента России Б.Н. Ельцина, Институт государственного управления и предпринимательства (Екатеринбург), кандидат философских наук

Глазунов Николай Геннадьевич

AuthorID: 297931

Самарский государственный социально-педагогический университет, кафедра философии, истории и теории мировой культуры (Москва), кандидат философских наук

Романова Илона Евгеньевна

AuthorID: 422218

Гуманитарный университет, факультет социальной психологии (Екатеринбург), кандидат философских наук

Ответственный редактор
Чукмаев Александр Иванович
Доктор юридических наук, профессор кафедры уголовного права.
(Астана, Казахстан)

Статьи, поступающие в редакцию, рецензируются. За достоверность сведений, изложенных в статьях, ответственность несут авторы. Мнение редакции может не совпадать с мнением авторов материалов. При перепечатке ссылка на журнал обязательна. Материалы публикуются в авторской редакции.

Адрес редакции:

198320, Санкт-Петербург, Город Красное Село, ул. Геологическая,
д. 44, к. 1, литера А

Адрес электронной почты: info@national-science.ru

Адрес веб-сайта: <http://national-science.ru/>

Учредитель и издатель ООО «Логика+»

Тираж 1000 экз.

Отпечатано в типографии 620144, г. Екатеринбург,
улица Народной Воли, 2, оф. 44

Художник: Венерская Виктория Александровна

Верстка: Коржев Арсений Петрович

Журнал зарегистрирован Федеральной службой по надзору в сфере связи,
информационных технологий и массовых коммуникаций.

СОДЕРЖАНИЕ

ТЕХНИЧЕСКИЕ НАУКИ

Митина О.А., Базанова Д.В.

РАЗРАБОТКА МОДЕЛИ НЕЙРОННОЙ СЕТИ НА ОСНОВЕ РЯДА ФУРЬЕ 6

Митина О.А., Борисов А.М.

РАЗРАБОТКА МОДЕЛИ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ВРЕМЕННЫХ ЗАТРАТ В ИТ ПРОЕКТАХ
..... 12

Митина О.А., Жаров В.В.

ГЕНЕРАЦИЯ ТЕКСТА С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ 19

ФИЗИКО-МАТЕМАТИЧЕСКИЕ НАУКИ

Тарабанов В.Н.

ДЛЕНИЕ БИОСФЕРНО – НООСФЕРНОГО ГЕНЕЗИСА МАТЕРИИ. ИНВАРИАНТЫ МЫШЛЕНИЯ ЧЕЛОВЕЧЕСТВА
ВО ВРЕМЕНИ ИСТОРИЧЕСКИХ ЭПОХ 28

Трутнев А.Ф.

ПАРАДОКСЫ ФИЗИКИ 37

ТЕХНИЧЕСКИЕ НАУКИ

УДК 004

РАЗРАБОТКА МОДЕЛИ НЕЙРОННОЙ СЕТИ НА ОСНОВЕ РЯДА ФУРЬЕ

Митина О.А.

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования «МИРЭА — Российский технологический университет»,
119454, г. Москва, Проспект Вернадского, 78,

Базанова Д.В.

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования «МИРЭА — Российский технологический университет», 1
19454, г. Москва, Поспект Вернадского, 78,

DEVELOPMENT OF A NEURAL NETWORK MODEL BASED ON A FOURIER SERIES

O.A. Mitina

Federal State Budget Educational Institution of Higher Education «MIREA —
Russian Technological University»
119454, Moscow, Vernadskogo avenue, 78,

D.V. Bazanova

Federal State Budget Educational Institution of Higher Education «MIREA —
Russian Technological University»
119454, Moscow, Vernadskogo avenue, 78

АННОТАЦИЯ

В современном мире энергетики обеспечение безопасности и надежности работы электрических сетей является одним из наиболее важных задач. Одной из проблем, которая может возникнуть в работе электропередач, является частичный разряд. Частичный разряд представляет собой электрический пробой между металлическими поверхностями изолятора. Это явление может привести к серьезным последствиям, таким как повреждение оборудования и возгорание.

Для предотвращения негативных последствий частичного разряда необходимо оперативно обнаруживать его на ранней стадии. Одним из способов решения этой задачи является использование нейронных сетей.

В данной работе предлагается использовать модель нейронной сети на основе ряда Фурье для обнаружения частичного разряда в сигналах линии электропередач.

Ряд Фурье является мощным инструментом анализа сигналов, позволяющим разложить сложный сигнал на набор простых гармонических компонент. Нейронная сеть, обученная на основе ряда Фурье, способна обнаруживать характерные особенности сигналов, связанных с частичным разрядом, что делает ее эффективным инструментом для решения данной задачи.

ABSTRACT

In the modern world of energy, ensuring the safety and reliability of electrical networks is one of the most important tasks. One of the problems that may arise in the operation of power lines is a partial discharge. A partial discharge is an electrical breakdown between the metal surfaces of the insulator. This phenomenon can lead to serious consequences, such as equipment damage and fire.

To prevent the negative consequences of partial discharge, it is necessary to promptly detect it at an early stage. One of the ways to solve this problem is to use neural networks.

In this paper, it is proposed to use a neural network model based on a Fourier series to detect partial discharge in power line signals.

The Fourier series is a powerful signal analysis tool that allows you to decompose a complex signal into a set of simple harmonic components. A neural network trained on the basis of a Fourier series is able to detect the characteristic features of signals associated with partial discharge, which makes it an effective tool for solving this problem.

Ключевые слова: разработка модели нейронной сети на основе ряда Фурье; рекуррентные нейронные сети.

Keywords: development of a neural network model based on the Fourier series; recurrent neural networks.

Введение

Частичные разряды (ЧР) представляют собой локализованные электрические разряды, которые происходят в диэлектрических материалах внутри

изоляции электрооборудования, включая линии электропередач. [1] ЧР могут возникать в результате неоднородностей, дефектов или

повреждений изоляции, а также в связи с возникновением коротких замыканий.

ЧР могут приводить к серьезным последствиям в линии электропередач, таким как повреждение изоляции, нарушение работы электрооборудования и даже возгорание. Причиной этого является то, что ЧР могут приводить к перегреву материалов, повышенному износу оборудования и к разрушению изоляционных материалов. Если ЧР не будут обнаружены и устранены вовремя, то они могут привести к аварийным ситуациям, которые могут повлечь за собой серьезные последствия для персонала и окружающей среды.

Поэтому обнаружение частичных разрядов (ЧР) является важной задачей в электроэнергетике, так как они могут привести к серьезным повреждениям оборудования и даже к авариям. Существует несколько методов обнаружения ЧР, включая традиционные методы:

- метод акустического зондирования;
- метод оптического зондирования;
- метод электрического зондирования.

Методы традиционного зондирования имеют длительный опыт использования и могут обеспечивать достойную точность обнаружения, однако они требуют дополнительного оборудования и инфраструктуры, что может сделать их дорогостоящими и неудобными для применения на практике.

Наряду с традиционными методами обнаружения частичных разрядов, существуют и современные методы на основе машинного обучения. Такие методы позволяют достичь высокой точности обнаружения ЧР без необходимости использования дополнительного оборудования и существенных затрат.

Для обнаружения частичных разрядов на основе машинного обучения можно использовать различные методы:

Один из методов машинного обучения, основанный на анализе спектральных характеристик сигнала, полученного от датчиков на линии электропередач, называется «анализ главных компонент» (PCA) [2], рассчитанный по формуле (1):

$$Y = X * W, (1)$$

Где Y — новая матрица размерности $m \times k$, k — число главных компонент, W — матрица весов размерности $n \times k$, которая минимизирует сумму квадратов расстояний между оригинальными и проектированными данными.

Формула (1) описывает проекцию исходной матрицы данных X на новое пространство признаков, которое определяется матрицей весов W . Результатом этой проекции является новая матрица Y .

Другим методом машинного обучения, который используется для обнаружения частичных разрядов, является метод анализа волновых форм сигналов. В этом случае входными данными для нейронной сети являются волновые формы сигналов, полученных от датчиков.

Этот метод является одним из наиболее распространенных методов машинного обучения и использует математическую модель, состоящую из множества связанных между собой узлов (нейронов), которые обрабатывают входные данные и выдают результаты.

Для того чтобы улучшить качество обнаружения частичных разрядов, используются более сложные алгоритмы глубокого обучения, такие как сверточные нейронные сети (CNN).

Схема архитектуры приведена на рис. 1.

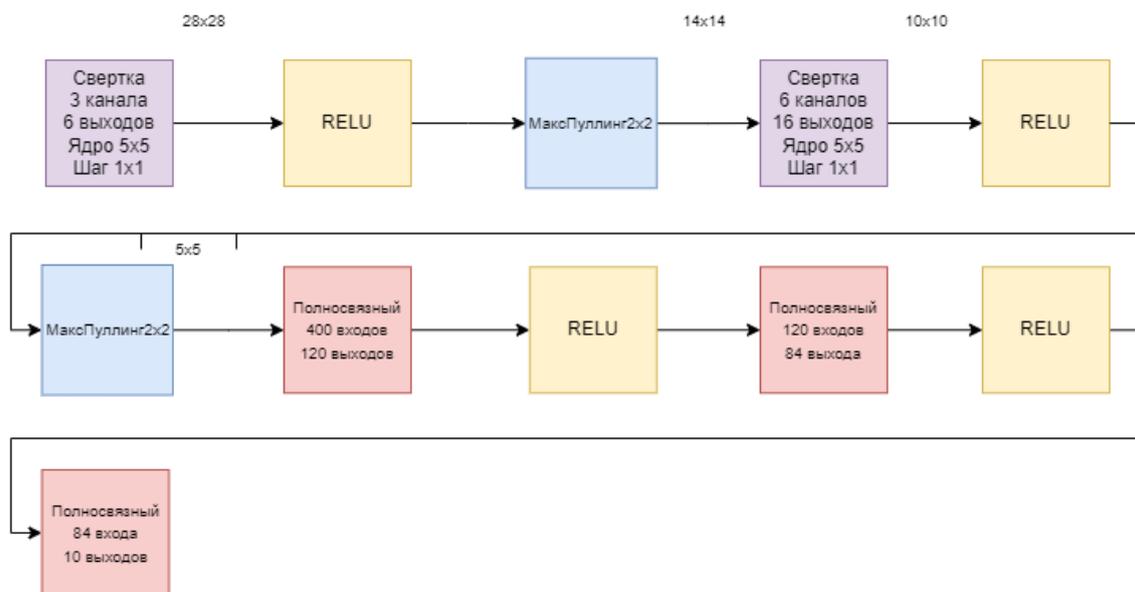


Рисунок 1 — Схема архитектуры CNN

CNN позволяют извлекать признаки из изображений и эффективно обрабатывать большие объемы данных. [3]

Также для обнаружения частичных разрядов на основе машинного обучения могут быть использованы и другие методы, такие как методы кластеризации, методы SVM (Support Vector Machines).

Таким образом, методы, основанные на машинном обучении, могут обеспечить более высокую точность и эффективность обнаружения ЧР без необходимости дополнительного оборудования. Выбор метода обнаружения ЧР в линиях электропередач зависит от конкретных условий и требований, в том числе от типа линии, оборудования, доступных ресурсов и технологических возможностей.

Цель исследования

Реализация модели нейронной сети на основе ряда Фурье для обнаружения частичного разряда в сигналах линии электропередач.

Материал и методы исследования

В данной работе мы используем быстрый алгоритм преобразования Фурье для удаления шума из сигналов. Быстрое преобразование Фурье (БПФ, Fast Fourier transform) — это алгоритм, который позволяет вычислять БПФ быстро и эффективно для конечного числа точек. [4] Формула для БПФ имеет вид:

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x_n * e^{\left(\frac{-2\pi i k n}{N}\right)}, \quad (2)$$

Где x_n — входной сигнал длиной N , $X(k)$ — спектр сигнала длиной N , k — частотный индекс в диапазоне от 0 до $N-1$, e — комплексное число, равное $e = \cos \theta + i \sin \theta$, где θ — угол в радианах.

Алгоритм основан на том, что шумовые компоненты сигнала обладают случайной фазой, в то время как сигнальные компоненты обладают фиксированной фазой. Применение преобразования Фурье позволяет перейти к частотной области и разделить сигнал на шумовую и сигнальную составляющие. В свою очередь переход к частотной области позволяет представить сигнал в виде суммы гармонических колебаний с различными частотами и амплитудами. [5]

Так мы можем проанализировать спектральные характеристики сигнала, включая его частотный состав и мощность на различных частотах. Анализ частотного состава и его мощности позволяет лучше понимать спектральные характеристики сигнала и выявлять наличие шумовых компонент в нем.

Процесс удаления шума из сигнала с помощью БПФ заключается в следующих шагах:

1. Применение БПФ для перехода к частотной области.
2. Анализ частотного спектра сигнала и определение характерных частот, на которых проявляются шумы.
3. Фильтрация сигнала на этих частотах, чтобы удалить шумы.
4. Обратное преобразование Фурье для возвращения сигнала в исходную область.

В контексте удаления шума из сигнала, частотный анализ позволяет разделить сигнал на шумовую и сигнальную составляющие, т. к. шум обычно имеет случайный характер и присутствует на различных частотах, в отличие от сигнальной составляющей, которая имеет определенный спектр. Применение преобразования Фурье позволяет эффективно разделить сигнал на две составляющие.

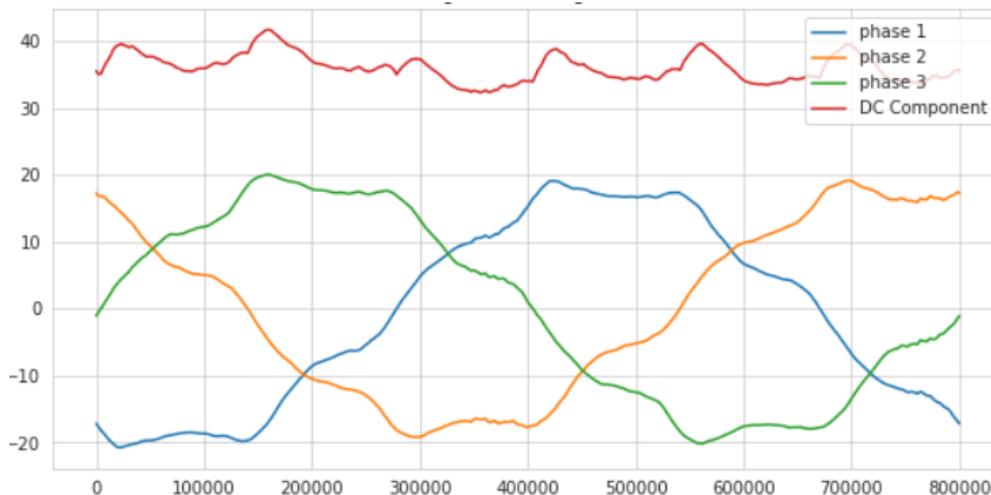


Рисунок 2 — Спектр сигнала без шумов

Таким образом, анализ частотного состава сигнала позволяет повысить качество, убрать шумы и улучшить точность интерпретации результата, что делает его очень полезным во многих областях,

таких как медицина, телекоммуникации, наука и технологии.

В контексте работы, фильтрация шумов и помех полезна для улучшения качества сигналов,

полученных с датчиков. Фильтры, являются одним из инструментов обработки сигналов, которые позволяют удалять шумы и помехи, повышая качество их обработки и воспроизведения.

Фильтры могут быть различных типов в зависимости от того, какие частоты они пропускают или подавляют:

фильтры нижних частот (low-pass filter);

фильтры верхних частот (high-pass filter);

полосовые фильтры (band-pass filter);

полосно-заграждающие фильтры (band-stop filter). [6]

Чтобы использовать фильтры в обработке сигналов, сначала необходимо проанализировать спектральные характеристики сигнала, чтобы определить, какие частоты нужно подавить или пропустить. Для этого применяется метод быстрого преобразования Фурье (Fast Fourier Transform), который позволяет разложить сигнал на спектральные компоненты.

Когда мы получили спектр сигнала с помощью быстрого преобразования Фурье, применяем фильтр нижних частот, чтобы удалить шумы и помехи из спектра. После того, как был применен фильтр к спектру сигнала, мы применяем обратное

преобразование Фурье к отфильтрованному спектру. Это преобразование возвращает сигнал в исходный домен, но уже без шумов и помех, которые были удалены при помощи фильтра нижних частот.

Выбор фильтра низких частот для удаления шума зависит от спектральных характеристик сигнала и шума. Обычно шум имеет более высокие частоты, чем сигнал, который мы хотим сохранить. Поэтому фильтр низких частот блокирует высокочастотные компоненты, которые представляют собой шум, и пропускает только низкочастотные компоненты, которые представляют собой основной сигнал.

Кроме того, низкочастотные компоненты часто содержат более значимую информацию о сигнале, т. к. они относятся к его медленным изменениям и низкочастотным особенностям. Поэтому, если мы хотим сохранить основную информацию, мы должны удалить высокочастотные компоненты и оставить только низкие частоты. Конечно, выбор конкретного типа фильтра зависит от конкретной задачи и характеристик сигнала.

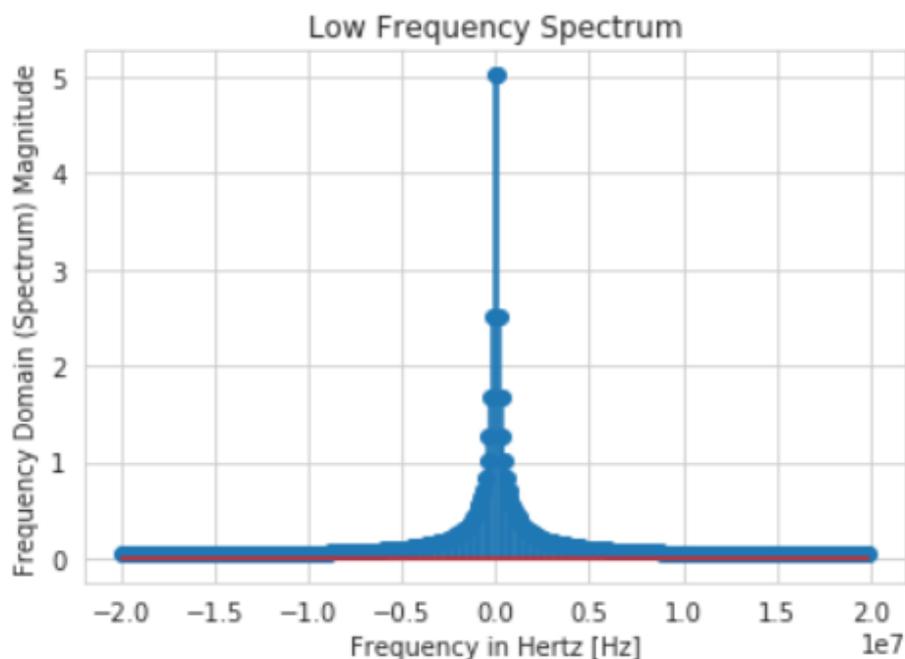


Рисунок 3 — Низкочастотный спектр

Итак, использование фильтров является важным инструментом в обработке сигналов, который позволяет повысить качество и точность получаемой информации.

Нейронные сети являются мощным инструментом в обработке сигналов, так как они могут автоматически извлекать признаки из входных сигналов и использовать их для классификации. Одной из архитектур нейронных сетей, применяемых для обнаружения частичных разрядов в сигналах, являются рекуррентные нейронные сети (RNN).

Рекуррентная нейронная сеть (RNN) — это класс искусственных нейронных сетей, в которых узлы (нейроны) имеют внутреннее состояние, и информация может проходить через них, создавая последовательность. [7] Данные сети получили такое название благодаря рекуррентным связям между выходами сети на каждом временном шаге.

Развернутую рекурсию, можно представить после t шагов с помощью функции $g(t)$ (3):

$$h^{(t)} = g^{(t)} * (x^{(t)}, x^{(t-1)}, x^{(t-2)}, \dots, x^{(1)}), \quad (3)$$

Где x — значения, подаваемые на вход сети.

Функция потерь L определяется в зависимости от поставленной задачи. В нашем случае, где решается задача классификации сигналов, выбор кросс-энтропии в качестве функции потерь является очевидным (4):

$$L = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i * \log \hat{y}_i + (1 - y_i) * \log(1 - \hat{y}_i)), \quad (4)$$

Где N — число примеров в обучающей выборке, y_i — истинная метка для i -го примера, \hat{y}_i — предсказанная моделью вероятность принадлежности i -го примера к классу 1.

Для использования бинарной кросс-энтропии в задаче классификации, когда каждый объект может принадлежать только одному из двух классов, используется функция активации сигмоида, т. к. она принимает значения от 0 до 1 и может использоваться для оценки вероятности принадлежности объекта к определенному классу:

$$\sigma(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}}, \quad (5)$$

Где z — входная переменная.

Функция сигмоиды принимает любое значение на оси абсцисс и переводит его в диапазон между 0 и 1 на оси ординат. В ней отрицательные значения близки к 0, а положительные близки к 1. [8]

В нашей модели сигмоида используется в последнем слое нейронной сети, где каждый объект должен быть отнесен к одному из двух классов (0 или 1). После прохождения через последний слой, выходные значения принимают значения от 0 до 1, которые можно интерпретировать как вероятности принадлежности объекта к классу 1. Далее, функция потерь (бинарная кросс-энтропия) используется для сравнения предсказанных вероятностей с истинными значениями меток.

Функция потерь определяет, насколько хорошо модель справляется с поставленной задачей, и используется для оптимизации параметров модели в процессе обучения. Чем меньше значение функции потерь, тем лучше модель справляется с классификацией сигналов. [9]

В данной работе используется сверточная нейронная сеть, т. к. она может выделять важные признаки в данных с помощью сверток и пулинга. Кроме того, дополнительное использование LSTM (Long short-term memory) слоев позволяет учитывать долгосрочные зависимости в данных.

Функция активации ReLU (Rectified Linear Unit) широко используется в CNN из-за ее простоты и эффективности. Она представляет собой простую нелинейную функцию, которая обнуляет отрицательные значения и оставляет положительные без изменений. ReLU позволяет сети быстро и эффективно обучаться на больших объемах данных. Кроме того, она может применяться к большинству архитектур нейронных сетей, включая сверточные и рекуррентные. [10]

Метод градиентного спуска заключается в том, что веса нейронов изменяются пропорционально производной функции потерь по весам. Формула градиентного спуска выглядит следующим образом (6):

$$W\{i + 1\} = W\{i\} - \alpha * \nabla L(W\{i\}), \quad (1.6)$$

Где $W\{i\}$ — вектор весов на i -ой итерации обновления, α — скорость обучения (learning rate), $\nabla L(W\{i\})$ — градиент функции потерь по весам на i -ой итерации обновления.

Градиентный спуск направляет к минимуму функции потерь путем изменения весов сети в направлении, противоположном градиенту функции потерь. [11]

Наиболее распространенным и эффективным методом для обучения нейронных сетей является метод обратного распространения ошибки (Backpropagation), представленный в формуле (7):

$$\Delta w_{ij} = -\mu * \frac{\partial E}{\partial w_{ij}}, \quad (7)$$

Где w_{ij} — изменение веса связи между нейронами i и j , μ — скорость обучения (learning rate), задающая шаг обновления весов, E — функция ошибки, $\frac{\partial E}{\partial w_{ij}}$ — частная производная функции ошибки по весу связи между нейронами i и j .

Метод заключается в том, что сначала происходит прямой проход по сети, в результате которого вычисляются выходы каждого нейрона. Затем происходит вычисление ошибки, которая возникает между выходом нейронной сети и ожидаемым результатом. Далее эта ошибка распространяется назад по сети, влияя на веса нейронов. [12]

Веса нейронной сети изменяются в направлении наискорейшего уменьшения функции потерь. Этот процесс повторяется до тех пор, пока не будет достигнуто минимальное значение функции потерь. Так методы оптимизации позволяют нейронной сети быстрее сходиться к оптимальным весам и повышают ее точность в задачах обработки сигналов.

В нашем случае используется оптимизатор Adam, который является комбинацией метода стохастического градиентного спуска и алгоритма RMSprop (root mean square propagation) и позволяет быстрее сходиться к оптимальному значению функции ошибки. [13] Формула имеет вид (8):

$$W\{i + 1\} = W\{i\} - \left(\frac{\alpha}{\sqrt{\hat{v}_t + \epsilon}} * \hat{m}_t \right), \quad (8)$$

Где $W\{i\}$ — вектор весов на i -ой итерации обновления, α — скорость обучения (learning rate), \hat{m}_t — оценка первого момента градиента, \hat{v}_t — оценка второго момента градиента.

\hat{m}_t и \hat{v}_t вычисляются следующим образом:

$$\hat{m}_t = \frac{m_t}{(1-b_1^t)}, \quad (9)$$

Где m_t — несмещенная оценка первого момента градиента на итерации t , b_1^t — коэффициент затухания первого момента.

$$\hat{v}_t = \frac{v_t}{(1-b_2^t)}, \quad (10)$$

Где v_t — несмещенная оценка первого момента градиента на итерации t , b_2^t — коэффициент затухания второго момента.

```
Epoch 9/15
8712/8712 [=====] - 25s 3ms/step - loss: 0.1186 - keras_auc:
0.9853
```

Рисунок 4 — Процесс обучения

Метрикой оценки качества модели для задачи классификации сигналов является ROC AUC (Area Under the Receiver Operating Characteristic Curve).

Кривая ROC построена на основе двух показателей, полученных из матрицы ошибок: процент истинных положительных результатов (TPR) и частоты ложноположительных результатов (FPR). [14]

TPR фокусируется на фактическом положительном классе:

$$TPR = \frac{TP}{TP+FN}, \quad (15)$$

Где TPR — доля верно предсказанных положительных примеров от общего числа положительных примеров, TP — количество верно предсказанных положительных примеров, FN — количество ошибочно предсказанных отрицательных примеров как положительные.

```
Epoch 15/15
8712/8712 [=====] - 33s 4ms/step - loss: 0.1047 - keras_auc: 0.9314
```

Рисунок 5 — Метрики качества модели

ROC AUC показывает, насколько хорошо модель разделяет два класса, т.е. насколько точно модель предсказывает, является ли объект положительным или отрицательным. Высокое значение ROC AUC указывает на высокую точность модели (в нашем случае 0.93), а значение 0,5 говорит о том, что модель не отличает классы лучше, чем случайное угадывание.

Выводы

Таким образом, результаты построенной нейронной сети подтверждают эффективность модели в обнаружении частичного разряда, что повышает безопасность и надежность работы электросистем. Показатель ROC AUC составил 93%, что является отличным результатом при тех технических возможностях, имеющихся у нас на момент разработки. В дальнейшем эта модель подлежит улучшению и оптимизации.

Список литературы

1. VSB Power Line Fault Detection [Электронный ресурс]. — Режим доступа: <https://suhaskvaithal.medium.com/vsb-power-line-fault-detection-47f9e94d11d2>.
2. Столов Е.Л. Цифровая обработка сигналов. Водяные знаки в аудиофайлах. — Издательство Лань, 2022. — 176 с.

В свою очередь, FPR — это отношение ложноположительных прогнозов к общему количеству фактических отрицательных.

$$FPR = \frac{FP}{FP+TN}, \quad (16)$$

Где FPR — доля объектов, которую модель неверно классифицировала как положительные, относительно общего числа отрицательных объектов, FP — число объектов, которое модель неверно классифицировала как положительные (positive), т.е. модель сказала, что объект принадлежит классу 1, но на самом деле он принадлежит классу 0, TN — число объектов, которое модель верно классифицировала как отрицательные (negative), т.е. модель сказала, что объект принадлежит классу 0, и это правильно.

3. Тёрк М., Дэвис Р. Компьютерное зрение. Передовые методы и глубокое обучение. — Издательство ДМК Пресс, 2022. — 690 с.

4. Столов Е.Л. Цифровая обработка сигналов. Водяные знаки в аудиофайлах. — Издательство Лань, 2022. — 176 с.

5. Березкин Е.Ф. Основы теории информации и кодирования. — Лань, 2022. — 304 с.

6. Частотные фильтры Часть 1 // Хабр URL: <https://habr.com/ru/companies/selectel/articles/721558/> (дата обращения: 12.04.2022).

7. Гудфеллоу Я.М. Глубокое обучение. — 2-е изд. — Москва: ДМК Пресс, 2018. — 652 с.

8. Антонио Джулли, Суджит Пал Библиотека Keras — инструмент глубокого обучения. Реализация нейронных сетей с помощью библиотек Theano и TensorFlow. — Издательство Лань, 2018. — 294 с.

9. Шолле Ф. Глубокое обучение с R и Keras. — Издательство Лань, 2023. — 646 с.

10. Мэрфи К. П. Вероятностное машинное обучение. Введение. — Издательство Лань, 2022. — 940 с.

11. Гасников А. В. Современные численные методы оптимизации. Метод универсального градиентного спуска: учебное пособие. — Издательство Лань, 2021. — 272 с.

12. Хливненко Л. В., Пятакович Ф. А. Практика нейросетевого моделирования. — Издательство Лань, 2021. — 200 с.

13. Adam — latest trends in deep learning optimization. // Towards Data Science URL: [https://towardsdatascience.com/adam-latest-trends-in-](https://towardsdatascience.com/adam-latest-trends-in-deep-learning-optimization-6be9a291375c)

deep-learning-optimization-6be9a291375c (дата обращения: 14.04.2022).

14. Глубокое погружение в ROC-AUC // PythonRU URL: <https://pythonru.com/bazaznanijsklearn-roc-auc> (дата обращения: 15.04.2022).

УДК 004

РАЗРАБОТКА МОДЕЛИ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ВРЕМЕННЫХ ЗАТРАТ В ИТ ПРОЕКТАХ

Митина О.А.

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «МИРЭА — Российский технологический университет», 119454, г. Москва, Проспект Вернадского, 78,

Борисов А.М.

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «МИРЭА — Российский технологический университет», 119454, г. Москва, Проспект Вернадского, 78,

DEVELOPMENT OF A NEURAL NETWORK MODEL BASED ON A FOURIER SERIES

O.A. Mitina

Federal State Budget Educational Institution of Higher Education «MIREA — Russian Technological University» 119454, Moscow, Vernadskogo avenue, 78,

A. M. Borisov

Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education «MIREA — Russian Technological University», 119454, Moscow, Vernadskogo avenue, 78,

АННОТАЦИЯ

В статье исследуется проблема прогнозирования временных затрат в проектах информационных технологий (ИТ). Анализируются существующие методы оценки длительности работ и рассматривается новая модель для автоматической оценки временных ресурсов необходимых для выполнения задач. Данная модель основана на двухэтапном процессе. Первый этап представляет собой классификатор на основе метода опорных векторов (SVM) а второй этап — регрессионную модель на основе рекуррентной нейронной сети. Предложенная модель должна автоматизировать и упростить процесс оценки временных затрат на выполнение проектов.

ABSTRACT

The article examines the problem of forecasting time costs in information technology (IT) projects. The existing methods of estimating the duration of work are analyzed and a new model for automatic estimation of the time resources needed to perform tasks is considered. This model is based on a two-step process. The first stage is a classifier based on the support vector Machine (SVM) and the second stage is a regression model based on a recurrent neural network. The proposed model should automate and simplify the process of estimating the time spent on the implementation of projects.

Ключевые слова: рекуррентные нейронные сети, классификация данных, регрессия, оценка временных затрат в проектах.

Ключевые слова: recurrent neural networks, data classification, regression, estimation of time costs in projects.

Введение

Одним из основных аспектов планирования ИТ проектов является оценка временных затрат на выполнение задач. Однако, часто возникают ситуации, когда оценка временных затрат не соответствует действительности, что может приводить к проблемам с выполнением проектов в срок и превышению бюджета.

Для решения этой проблемы необходимо иметь различные эффективные инструменты прогнозирования временных затрат, которые будут

учитывать множество факторов, влияющих на процесс выполнения задач. Для сокращения затрат, увеличения точности и снижения вероятности ошибок в процессе временной оценки работ проекта необходимо использование автоматизированных методов оценки.

Результаты этих методов могут быть сравнены с результатами, полученными ручными методами оценки, или использоваться для их подтверждения. Такой подход не только позволит сократить

затраты на труд, но и обеспечит надежность процесса оценки.

Методы оценки длительности работ в проектах

Одним из базовых методов оценки длительности работ в проектах является метод экспертных оценок. Метод экспертных оценок включает в себя опрос экспертов, которые обладают определенным уровнем знаний и опыта в задачах, необходимых для выполнения в рамках проекта [1]. Эксперты проводят временную оценку работ с учетом технических, культурных и социальных факторов, которые могут повлиять на длительность выполнения проекта. Затем оценки усредняются для получения окончательного результата. Метод экспертных оценок имеет несколько преимуществ в контексте ИТ проектов. Перечислим некоторые из них:

- быстрота. Метод экспертных оценок можно быстро применить для оценки длительности задач. Это может быть особенно полезно, если нужно быстро определить, насколько сложно будет выполнить определенную работу;

- гибкость. Метод экспертных оценок может быть применен к любому типу задач, что делает его универсальным инструментом оценки для различных ИТ-проектов.

Необходимо учитывать, что метод также обладает двумя недостатками, которые иногда делают его непригодным для использования в ИТ проектах:

- оценки экспертов могут сильно различаться между собой, особенно если эксперты имеют разные уровни знаний и опыта;

- эксперты могут быть предвзятыми, что может привести к завышению или занижению оценки времени на выполнение задачи.

Одним из самых распространенных и традиционных методов является метод PERT (Program Evaluation and Review Technique), который основывается на оптимистических, пессимистических и наиболее вероятных значениях временных затрат для каждой задачи. Он также известен как метод 3 точек. PERT особенно полезен в проектах, которые требуют высокой степени координации и взаимодействия между различными задачами и командами.

Суть PERT заключается в том, чтобы представить каждую задачу в проекте в виде сети, состоящей из узлов (задач) и дуг (связей между ними), чтобы понять, как зависит выполнение одной задачи от другой [1]. Затем для каждой задачи определяются три временные оценки: оптимистическая, пессимистическая и вероятностная. Оптимистическая оценка предполагает выполнение задачи в самом благоприятном сценарии, а пессимистическая – в самом неблагоприятном. Вероятностная оценка учитывает вероятность выполнения задачи в определенное время. Тогда ожидаемое время выполнения задачи может быть рассчитано по формуле (1):

$$t = \frac{t_0 + 4 * t_m + t_p}{6}, \quad (1.1)$$

где t_0 — оптимистическое время выполнения задачи, t_m — наиболее вероятное время выполнения задачи, t_p — пессимистическое время выполнения задачи.

На основе этих оценок строится график, который показывает, когда каждая задача должна начаться и закончиться. Этот график позволяет определить критический путь, который представляет собой последовательность задач, необходимых для выполнения в определенном порядке [1].

При планировании работ в ИТ проектах PERT может помочь установить реалистичные сроки выполнения задач и выявить критические работы, которые могут задержать проект. Он также позволяет управлять изменениями в проекте, рассчитывая, какие задачи необходимо завершить раньше, чтобы уменьшить задержки в проекте.

Метод PERT имеет несколько недостатков, которые могут оказывать отрицательное влияние на его использование в ИТ проектах. Рассмотрим некоторые из них:

- сложность использования. Метод PERT представляет собой сложный алгоритм, ошибки в построении диаграммы могут привести к неверным результатам, что усложняет использование метода;

- невозможность учета человеческого фактора. Метод PERT не учитывает человеческий фактор, такой как задержки из-за болезни, недоступности материалов или персонала;

- низкая точность оценок. Метод PERT основывается на статистическом анализе и не учитывает индивидуальные особенности каждого проекта.

Инструментарий Jira для временной оценки задач в проектах

На данный момент в ИТ-сфере очень востребован коммерческий продукт от компании Atlassian-Jira. Он широко используется в различных компаниях для управления разработкой программного обеспечения, тестирования и релизов продуктов. Благодаря гибкой настройке и множеству расширений. Jira может быть адаптирован к потребностям практически любой организации.

Jira — это программный инструмент для управления проектами, часто используется в ИТ-компаниях для формирования списка задач, отслеживания общего прогресса команды и решения возникающих по ходу разработки продукта проблем [2].

Основной элемент учёта в системе Jira — задача (англ. ticket или issue). Задача содержит название проекта, тему, тип, приоритет, компоненты и содержание [2].

Среди инструментов Jira, которые позволяют планировать временные затраты, можно выделить функциональность Estimation, Time Tracking, Agile Reporting, Диаграмма Ганта. Рассмотрим наиболее популярные из них.

Инструмент Time Tracking (Отслеживание времени) в Jira позволяет отслеживать фактические затраты времени на выполнение задач, а также сравнивать их с заранее оцененным временем [3]. С помощью этого инструмента можно получать точную информацию о времени, затраченном на выполнение каждой задачи, и анализировать производительность команды.

Диаграмма Ганта позволяет анализировать затраченные временные ресурсы на проекте. Этот инструмент позволяет построить расписание задач проекта в виде графика, где каждая задача представлена отдельным баром, показывающим ее продолжительность и сроки выполнения [3]. Это позволяет увидеть различия между планируемым и фактическим временем выполнения задачи, и улучшать процесс планирования в будущем.

Рассмотренные инструменты Jira для оценки и контроля временных затрат могут значительно облегчить процесс планирования проектов и управления временем. Каждый инструмент имеет свои преимущества и может быть использован в зависимости от конкретных потребностей. Однако, стоит отметить, что все эти инструменты требуют ручной оценки времени выполнения задачи.

Отсутствие возможности автоматической оценки времени выполнения задач в Jira и ее аналогах может привести к некоторым проблемам в процессе управления проектами. Во-первых, ручная оценка времени может быть недостаточно точной, предвзятой. Во-вторых, процесс оценки времени может быть длительным и затратным по времени и ресурсам, особенно для крупных проектов с большим количеством задач. Кроме того, ручная оценка может зависеть от субъективных мнений экспертов и не отображать реальную сложность задачи. Все это может привести к переносу сроков выполнения задач, недостаточной оптимизации времени и ресурсов, а также к неправильному планированию проекта в целом.

Анализ решения автоматической временной оценки задач

Для решения задачи автоматической временной оценки задач Jira лучше использовать двухэтапную модель. Данная модель будет разбивать задачу на два этапа:

- классификация задачи. Предполагается, что в проекте есть несколько классов задач, то есть существует явное разделение между классами, что позволяет однозначно отнести каждую задачу к одному из классов;
- предсказание времени выполнения задачи в рамках выбранного класса. На данном этапе необходимо акцентировать внимание на предсказании времени выполнения задачи в рамках конкретного класса. Важно отметить, что задачи в каждом классе имеют примерно одинаковое время выполнения. С учетом этого, определив, к какому классу относится задача, мы можем более точно предсказать время ее выполнения.

Для первого этапа можно использовать классификатор на основе метода опорных векторов (SVM - Support Vector Machines), который используется для решения задач классификации и регрессии. SVM является классификатором, который строит гиперплоскость в многомерном пространстве с целью разделения объектов разных классов [4]. Он ищет оптимальное разделение между двумя классами путем максимизации зазора, то есть расстояния между ближайшими точками разных классов, которые называются опорными векторами.

SVM является эффективным алгоритмом машинного обучения для классификации, особенно для задач, в которых выборка данных относительно небольшая. Эта модель является оптимальным выбором для решения данной задачи ввиду следующих факторов:

- имеется ограниченное количество данных;
- классификация задач будет осуществляться на основе названия задачи, которое содержит 5-18 слов.

Метриками оценки качества для задачи классификации проекта являются Precision, Recall, F1-score которые вычисляются по формулам:

$$precision = \frac{TP}{TP+FP}, \quad (1.2)$$

где *precision* — доля объектов, которые модель, верно, отнесла к выбранному классу, среди всех объектов, которые модель отнесла к этому классу [4], TP (True Positives) — количество верно предсказанных положительных примеров, FP (False Positives) — количество неверно предсказанных положительных примеров.

$$recall = \frac{TP}{TP+FN}, \quad (1.3)$$

где *recall* — доля объектов, которые модель верно отнесла к выбранному классу, среди всех объектов, которые на самом деле принадлежат к этому классу [4], TP (True Positives) — количество верно предсказанных положительных примеров, FN (False Negatives) — количество ошибочно предсказанных отрицательных примеров как положительные.

Для второго этапа лучше всего подходит модель на основе рекуррентной нейронной сети (RNN). Рассмотрим преимущества данной модели в поставленной задаче:

- учет контекста задачи Jira. RNN может учитывать контекст [5], то есть зависимости между словами в наименовании задачи и их порядком, что может быть полезно в процессе идентификации задачи и сравнении ее с уже выполненными ранее;
- обработка входных данных различной длины. RNN может обрабатывать последовательности переменной длины, что может быть полезно, если наименования задач различаются по длине [8];

– адаптивность к новым данным. Задача в Jira заводится аналитиками проекта, одна и та же задача может быть сформулирована по-разному разными людьми. Модель, основанная на RNN, позволяет адаптироваться к этим изменениям. Это делает модель более гибкой и приспособленной к изменяющимся условиям, что является важным преимуществом для эффективного решения задачи.

Для оценки качества регрессионной модели лучше всего использовать коэффициент детерминации (R^2), который показывает долю дисперсии зависимой переменной, объяснённой с помощью регрессионной модели [7]. Коэффициент детерминации рассчитывается по формуле (4):

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^n (\bar{y}_i - y_i)^2}, \quad (1.4)$$

где \hat{y}_i — предсказанное значение целевой переменной, y_i — фактическое значение целевой

переменной, \bar{y}_i — среднее значение целевой переменной.

Цель исследования

Разработка модели автоматической оценки временных затрат на выполнение задач в ИТ проектах.

Материал и методы исследования

В основу исследования взят набор из рабочего проекта «МВ НСИ» — мастер система ведения нормативно-справочной информации. Данный проект представляет систему для добавления, ведения, загрузки, валидации, версионирования и распространения нормативно-справочной информации, которой являются различные справочники.

На Рисунке 1 представлена круговая диаграмма, на которой указано количество рассматриваемых в обучении задач по каждому классу.



Рисунок 1 — Круговая гистограмма распределения количества задач по классам

В наборе данных больше всего задач двух классов: «Системные / Архитектурные задачи» и «Регламентные задачи». Эти два класса будут присутствовать в модели классификации, но на втором этапе, в регрессионной модели, необходимо их исключить по следующим причинам:

– стандартное отклонение времени выполнения задач в данных классах значительно выше среднего значения, что свидетельствует о значительной вариации времени выполнения;

– задачи, которые имеют схожие описания и находятся в одном классе, могут иметь разное время выполнения. Такое различие обусловлено спецификой этих классов.

На Рисунке 2 представлены интервалы варьирования времени выполнения задач по каждому классу.

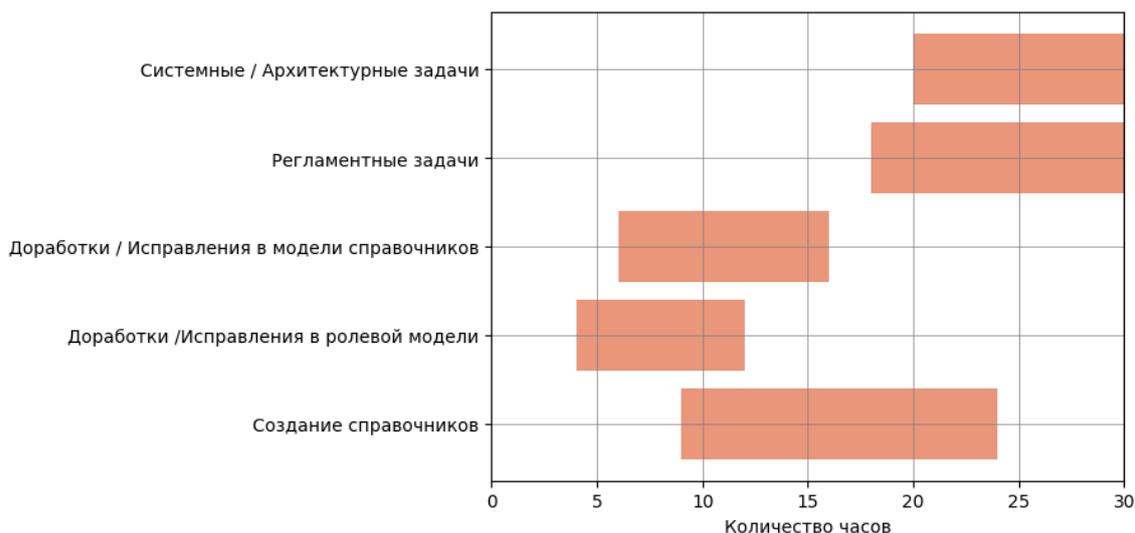


Рисунок 2 — Интервалы варьирования времени выполнения задач

Рисунок 2 показывает, что задачи «Доработки / Исправления в модели справочников», «Доработки / Исправления в ролевой модели» и «Создание справочников» имеют значительно небольшие временные интервалы в размере 10, 8, 15 часов соответственно. Задачи первых трех классов имеют небольшие интервалы варьирования, что делает их подходящими для регрессионной модели — модели предсказания времени выполнения.

Модель классификации и временной оценки задач

Рассмотрим первую модель — классификатор на основе SVM. Необходимо подготовить данные для подачи их в модель. Проведем стемминг входных данных — удалим у всех слов суффиксы и

окончания, таким образом уменьшается количество уникальных слов в тексте. Также необходимо удалить из описания задач все предлоги, так как они не несут смысловую нагрузку.

Векторизуем наименование задачи при помощи векторизатора, который преобразует коллекцию текстовых документов в матрицу признаков на основе значения TF-IDF (Term Frequency-Inverse Document Frequency). Полученную матрицу признаков необходимо разделить на обучающую и тестовую выборку в соотношении 1 к 4 соответственно.

На Рисунке 3 представлена 3D-диаграмма рассеяния рассматриваемых задач. Для уменьшения размерности используется метод главных компонент (PCA).

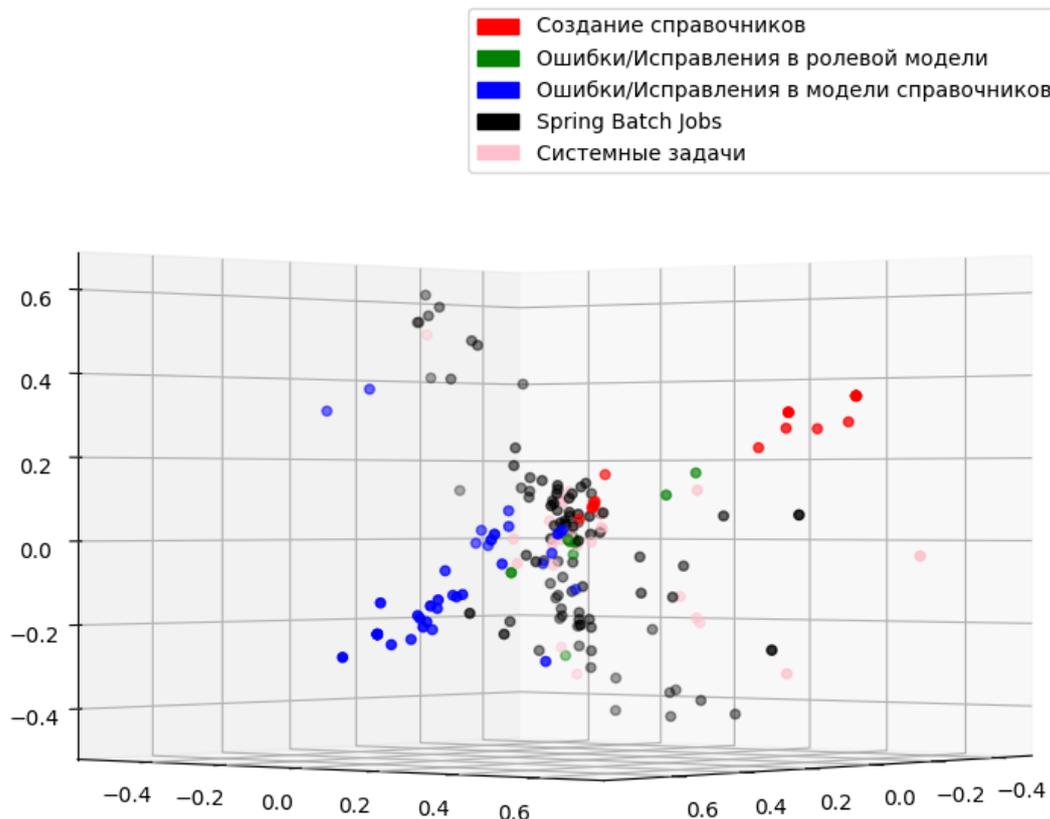


Рисунок 3 — 3D-диаграмма задач

График позволяет визуализировать сильные закономерности, такие как группы похожих наблюдений в исходном наборе данных.

На Рисунке 4 представлена матрица ошибок классификации (Confusion matrix).



Рисунок 4 — Матрица ошибок классификации

Матрица, используется для оценки эффективности алгоритма классификации путем

сравнения предсказанных значений с фактическими значениями. Она показывает, сколько объектов из каждого класса было

правильно или неправильно классифицировано. Матрица имеет размерность $K \times K$, где K — количество классов. Каждый элемент i, j матрицы соответствует количеству экземпляров класса i , которые были классифицированы как класс j . На главной диагонали матрицы находятся верно классифицированные объекты, а в остальных ячейках — ошибки классификации [8].

Исходя из матрицы ошибок можно сделать вывод, что класс «Создание справочников» имеет очень высокую точность классификации: из 19 значений все были верно предсказаны. Класс «Доработки / Исправления в модели справочников» хуже всего распознается: из 12 значений лишь 6 верно предсказаны моделью.

В Таблице 1 представлены метрики оценки качества классификации модели.

Таблица 1

Метрики оценки качества классификации модели

Наименование класса	Precision	Recall
Создание справочников	0.99	0.95
Доработки / Исправления в ролевой модели	0.50	0.86
Доработки / Исправления в модели справочников	0.73	0.83
Регламентные задачи	0.80	0.67
Системные / Архитектурные задачи	0.69	0.71

Исходя из данных Таблицы 1, класс «Создание справочников» имеет высокую точность 0.99, что означает, что модель успешно классифицирует задачи этого класса. Класс «Доработки / Исправления в ролевой модели» имеет самую низкую точность 0.5 и показатель полноты 0.86, что говорит о том, что модель часто ошибается при классификации этих задач. Остальные классы имеют среднюю точность и полноту, что указывает на то, что модель может успешно классифицировать задачи этих классов, но иногда допускает ошибки.

Теперь предскажем время выполнения задач в рамках трех классов, рассмотренных ранее. Для

предсказания используем модель на основе рекуррентной нейронной сети LSTM.

LSTM (Long Short-Term Memory) — это тип рекуррентных нейронных сетей, способный обрабатывать и анализировать последовательности данных с длинным запоминающимся состоянием и контролирующими вентилями, которые позволяют регулировать поток информации через сеть [9]. Она может использоваться для прогнозирования временных рядов, обработки естественного языка и других задач, связанных с последовательностями данных.

В Таблице 2 представлены результаты оценки качества модели для каждого из рассматриваемых классов.

Таблица 2

Оценка качества модели

Наименование класса	R^2
Создание справочников	-0,12
Доработки / Исправления в модели справочников	0,11
Доработки / Исправления в ролевой модели	0,23

Исходя из значений метрики R^2 в Таблице 2, можно сделать вывод, что модель не очень хорошо справляется с предсказанием для трех классов задач.

Для класса «Создание справочников» модель показала отрицательное значение метрики. Следовательно, ее предсказания значительно хуже, чем использование среднего значения.

Для классов «Доработки / Исправления в модели справочников» и «Доработки / Исправления в ролевой модели» модель показала лучшие результаты. Однако значения метрики все еще далеки от идеального значения.

Заключение

Итак, оценка длительности работ в проектах является важным и необходимым этапом для успешной реализации проекта.

Для решения задачи автоматической временной оценки предложена двухэтапная модель, основанная на использовании классификатора SVM и рекуррентной нейронной сети LSTM.

Проведенный анализ позволяет сделать вывод о необходимости изучения и разработке различных инструментов автоматической оценки задач, встроенных в продукты управления проектами. Такие инструменты помогут упростить и снизить стоимость процесса оценки, а также улучшить точность прогнозирования длительности работ. Развитие и использование подобных инструментов будет способствовать повышению эффективности управления проектами и повышению качества их выполнения.

Список литературы

1. Царенко А.С. Управление проектами. — 2-е изд. — Санкт-Петербург: Лань, 2023. — 236 с.
2. Куликов А.А., Матчин В.Т., Сеницын А.В. Инструментальное программное обеспечение разработки и проектирования информационных систем. — Москва: РТУ МИРЭА, 2022. — 263 с.
3. Jira — Advanced Roadmaps for Jira Support URL: <https://confluence.atlassian.com/jiraportfolioserver033>

/estimation-972357419.html (дата обращения: 14.04.2023).

4. Рашка С. Python и машинное обучение. — Москва: ДМК Пресс, 2017. — 418 с.

5. Гудфеллоу Я.М. Глубокое обучение. — 2-е изд. — Москва: ДМК Пресс, 2018. — 652 с.

6. Антонио Джулли, Суджит Пал Библиотека Keras — инструмент глубокого обучения. Реализация нейронных сетей с помощью библиотек Theano и TensorFlow. — Издательство Лань, 2018. — 294 с.

7. Андриевская Н.В. Статические и интеллектуальные методы прогнозирования. — Пермь: ПНИПУ, 2022. — 222 с.

8. Груздев А.В. Предварительная подготовка данных в Python. — Москва: ДМК Пресс, 2023. — 814 с.

9. Паттерсон Д., Гибсон А. Глубокое обучение с точки зрения практики. — Москва: ДМК Пресс, 2018. — 418 с.

УДК 004

ГЕНЕРАЦИЯ ТЕКСТА С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Митина О.А.

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «МИРЭА — Российский технологический университет», 119454, г. Москва, Проспект Вернадского, 78,

Жаров В.В.

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «МИРЭА — Российский технологический университет», 119454, г. Москва, Проспект Вернадского, 78,

TEXT GENERATION USING NEURAL NETWORK

O.A. Mitina

Federal State Budget Educational Institution of Higher Education «MIREA — Russian Technological University» 119454, Moscow, Vernadskogo avenue, 78,

V.V. Zharov

Federal State Budget Educational Institution of Higher Education «MIREA — Russian Technological University» 119454, Moscow, Vernadskogo avenue

АННОТАЦИЯ

Проблема генерации текста является актуальной, поскольку языковые модели нейронных сетей входят в нашу жизнь очень активно. Это и поисковики, отвечающие на запросы пользователей, и автоматическое перефразирование текста в помощь копирайтерам. Этим занимается область обработки естественного языка, NLP, куда входит генерация текста на основе запроса пользователя. Именно генерация текста с помощью нейронных сетей имеет преимущество перед другими способами генерации. В ней заложена самостоятельная реакция на нестандартные запросы. Это перспективное направление является самым малоизученным во всей линейке инструментов генерации текста.

Чтобы улучшить качество итоговой генерации, разработчик, помимо обычного обучения нейронной сети, может использовать также и «пост-обучение». В качестве примера можно привести генеративно-состязательную сеть, в которой генератором выступает обученная ранее модель.

ABSTRACT

The problem of text generation is relevant, because language models of neural networks are very active in our lives. These are search engines that respond to user requests, and automatic text paraphrasing to help copywriters. This is the area of natural language processing, NLP, which includes generating text based on a user request. Text generation using neural networks has an advantage over other generation methods. It contains an independent response to non-standard requests. This promising direction is the least studied in the entire line of text generation tools.

To improve the quality of the final generation, the developer, in addition to the usual training of the neural network, can also use "post-training". An example is a generative adversarial network in which a previously trained model acts as a generator.

Ключевые слова: задача генерации текста; нейронные сети-трансформер, генеративно-состязательная сеть.

Keywords: generation text problem; transformer neural networks, GAN.

Введение

Объектом нашего исследования выступает NLP (Natural Language Processing), являющаяся

областью разработкой искусственного интеллекта. NLP обрабатывает человеческий язык, то есть естественный язык, развивавшийся

на протяжении тысячелетий как основа коммуникации между людьми. Человеческие языки ограничены рядом правил, зависящих от эпохи и места проживания сообщества людей. Отличие естественного языка от формального (формулы, язык программирования и т.д.) заключается в том, что ошибки не сильно влияют на понимание. Поэтому строго детерминированный процесс анализа текста машинными алгоритмами отсутствует.

Сегодня известно три способа генерации текста. Первый: поисковый способ, когда задача заключается не в генерации, собственно, текста, а в выборе соответствующего из заранее подготовленной линейки. Второй: шаблонный способ. При нём используется трафарет, куда подставляются слова с нужными характеристиками (согласование по падежу, роду, числу и т.п.). Недостатком способа является требование создать много трафаретов в зависимости от фразы, поданной на вход. Третий способ: генерация текста с помощью нейронных сетей.

В данной работе мы рассматриваем третий способ (генерация с помощью нейронных сетей), поскольку он является самым современным. Для обучения нейронных сетей не нужна предварительная разметка текста. Также третий способ характеризует хорошее качество генерируемых ответов. Генерация с помощью нейронных сетей позволяет учитывать встречаемость слов и отношение их смыслов. Также мы можем отметить, что, обучив одну нейросеть на комплексном тексте, мы одновременно получаем решение для нескольких прикладных задач.

Однако у третьего способа имеются и недостатки. Обучение хороших языковых моделей требует невероятных мощностей и большого количества машинного времени. Всё это доступно только крупным компаниям. Также к недостаткам можно отнести требования больших массивов текста для обучения модели.

Поскольку нейросеть не может воспринимать напрямую символы разработчику нужно заранее обработать текст перед тем, как подавать его на вход. Для этого используется токенизация, то есть

деление исходного массива текста на семантические единицы.

Самой простой техникой извлечения признаков для работы с текстом является мешок n-грамм. Данный метод описывает вхождение n-граммы в текст. В начале определяется размер словаря, куда будут добавляться наиболее часто встречающиеся семантические единицы.

Преимущества мешка n-грамм заключается в следующем. Первое: токенизация по n-граммам выделяет часто повторяющиеся в конкретном тексте морфемы и имена собственные, что понижает количество ошибок за счёт статичных токенов.

Второе: словарь задаётся для конкретного текста при предобработке. Размер словаря можно регулировать в качестве гиперпараметра.

Третье: токен-морфема позволяет увеличить количество примеров для каждого токена. Например, окончание глаголов «ться» встречается чаще, чем глагол с таким окончанием. При этом рецептивное поле расширяется не так сильно, как при токенизации по одним лишь символам.

Четвёртое: токенизация по n-граммам устойчива к ошибкам и опечаткам, потому что ошибка не добавляется автоматически в словарь, как при простой токенизации.

Данный метод уменьшает количество ошибок при построении частотных для языка слов, поскольку в нём уделяется большое внимание грамматике и сохраняется смысл фраз.

Цель исследования

Реализация модели генерации текста, продвигающая по смыслу фразу на основе корпуса текстов с помощью языка программирования Python.

Материал и методы исследования

В наши дни большинство языковых моделей основывается на архитектуре трансформера. Это считается самым эффективным способом обработки запросов на естественном языке, что стало возможным благодаря технологии self-attention. Данная технология выделяет во фразе ключевые понятия и смысловые фразы.

Рассмотрим работу механизма внимания более наглядно (Рисунок 1).

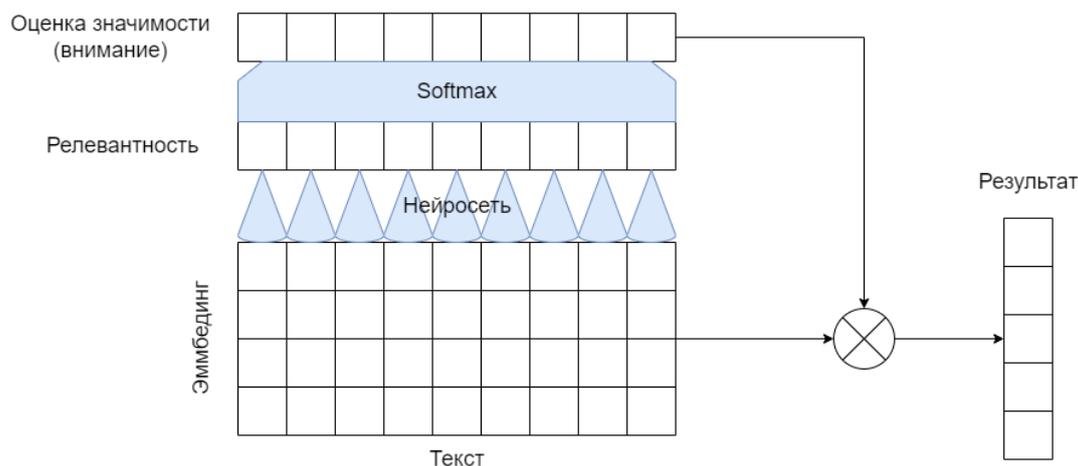


Рисунок 1 — Схематичное изображение внимания

Матрица, чья размерность равна длине текста на размер эмбединга, подаётся на вход механизма внимания. Мы применяем небольшую нейросеть к вектору каждого токена. У нейронной сети один выход — это число, указывающее на то, насколько значимым является этот токен. Оно тем больше, чем выше эта значимость. Данная релевантность наиболее часто рассчитывается с помощью однослойной нейронной сети. Необходимо рассчитывать релевантность с помощью одной и той же модели, поскольку её веса не зависят от конкретного слова и его позиции в тексте.

После того как оценена релевантность для каждого слова, оценки нормируются с помощью функции softmax. После этого оценки значимости умножаются на соответствующие слова входных

векторов. Получается результирующий вектор, чья размерность равняется размеру эмбединга слов.

Последовательность, которая подаётся на вход, состоит слов, релевантность которых зависит от запроса пользователя. Например, при сравнении двух текстов, вектор-запрос отвечает за то, что ищет пользователь, а матрица — за то, где ищут ответ. Вектор релевантности является перемножением двух матриц для поиска их схожести.

Однако запрос и ответ как два отдельных текста есть не всегда, но их можно получить с помощью двух нейронных сетей с разными весами (Рисунок 2). Этот процесс называется механизмом внутреннего внимания (self-attention).

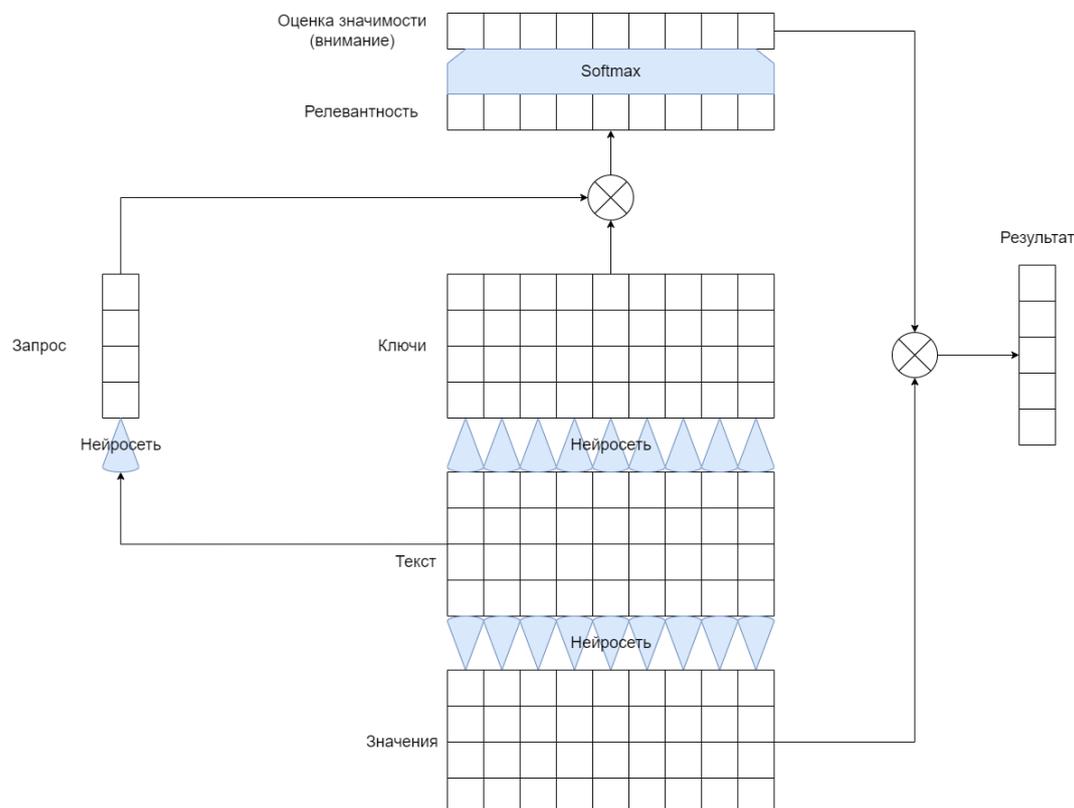


Рисунок 2 — Схематичное изображение внутреннего внимания (self-attention)

В 2017 году была изобретена модель, получившая название «трансформер». [1.1] На ней базируются все современные большие языковые модели.

На Рисунке 3 представлена внутренняя архитектура трансформера, основанного на механизме внутреннего внимания.

Трансформер принимает матрицу признаков токенов (текст). Благодаря применению внимания получается матрица такого же размера, что и

входная матрица, но при этом каждый её вектор содержит информацию о значении соответствующего токена в контексте всех остальных токенов.

Особенность алгоритма работы внутреннего внимания заключается в том, что одни и те же данные используются в качестве запросов и в качестве ключей. Данными являются токены из изначального текста, поданного на обработку.

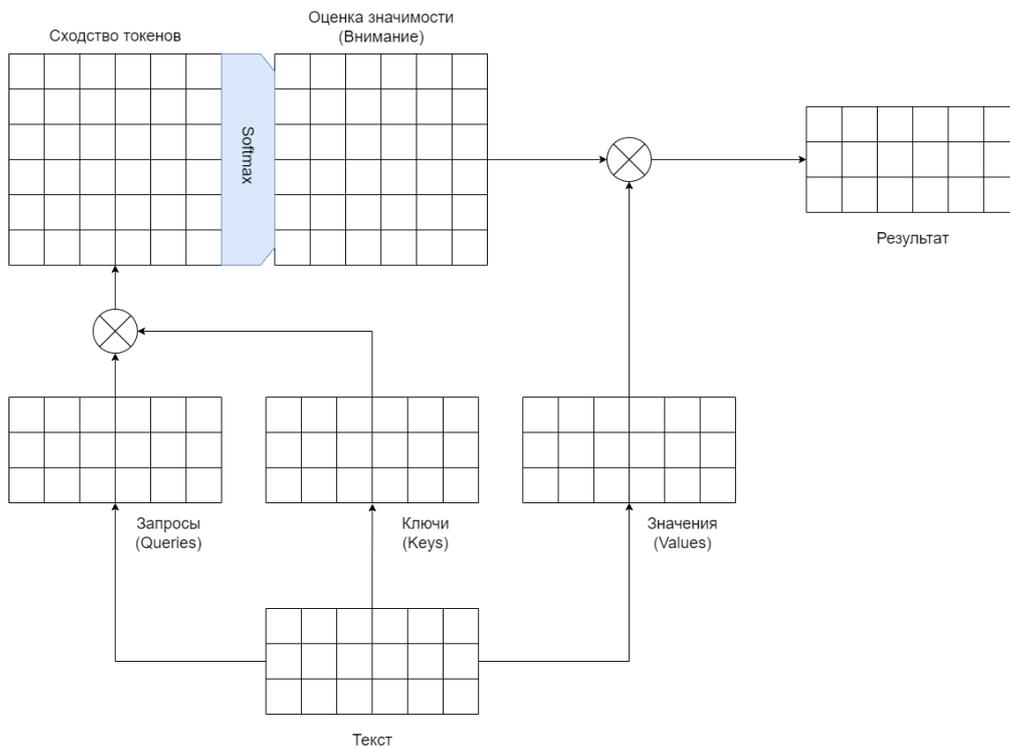


Рисунок 3 — Схема работы части трансформера

Тем самым, на первом шаге происходит преобразование входной матрицы токенов с помощью трёх независимых нейросетей с разными весами. В итоге мы получаем три матрицы: запросы (queries), ключи (keys) и значения (values), как показано в формуле (1).

$$\begin{cases} Q = w_Q * T \\ K = w_K * T, \\ V = w_V * T \end{cases} \quad (1)$$

где Q — матрица запросов Queries;
 w_Q — веса нейросети для создания матрицы Q ;
 T — входная матрица, текст;
 K — матрица ключей Keys;
 w_K — веса нейросети для создания матрицы K ;
 V — матрица значений Values;
 w_V — веса нейросети для создания матрицы V .

Перемножим матрицу запроса и ключи, мы получаем матрицу попарного сходства каждого токена с каждым. Следующим шагом будет

нормирование матрицы по столбцам (по строкам) с помощью функции softmax. Далее эта матрица перемножается с матрицей значений. Итоговый результат преобразуется с помощью небольшого полносвязного слоя, как показано в формуле (2).

$$\text{Logits} = Q * K^T;$$

$$S = \text{softmax}(\text{Logits});$$

$$\text{Result} = w_R * S;$$

$$\text{Output} = w_O * \text{Result}, \quad (2)$$

где Logits — матрица сходства токенов, Result — матрица результата работа блока, w_R — веса нейросети для создания Result , S — матрица оценки значимости (внимания), Output — выходная матрица, w_O — веса нейросети для создания Output .

Механизм внутреннего внимания обладает как достоинствами, так и недостатками.

Последние заключаются в том, что операция усреднения остаётся грубой, когда в процессе теряется много информации.

Например, если один токен получается большой вес, то все остальные автоматически получают меньший вес, даже если содержат полезную информацию. Подобный механизм внимания учитывает лишь один аспект и сравнивает токены один раз, хотя они могут различаться множеством характеристик.

Механизм внутреннего внимания не рекомендуется использовать как единственное выразительное средство в нейросети, поскольку он теряет информацию.

Другим недостатком механизма внимания является в том, что он ничего не знает о занимаемой токеном позиции относительно друг друга. Для строго детерминированных языков (например, для английского языка) очень важен порядок слов в предложении. Но и для других языков позиция слов во фразе также несёт смысловую информацию.

Для того чтобы нивелировать первые две проблемы, предлагается модифицировать механизм внимания, то есть ввести несколько «голов». [1.2] Каждая из голов будет обучаться независимо и получит уникальные веса и сможет чуть иначе проанализовать текст.

Для устранения третьей проблемы используется позиционное кодирование. [3]

Поскольку код позиции имеет ту же размерность, что и эмбединг, их можно сложить по формуле (3).

$$T(t_i) = \text{Emb}(t_i) + \text{PosCode}(i), \text{PosCode}(i) \in \mathbb{R}^{\text{EmbSize}} \quad (3)$$

Периодические функции, вроде синусов и косинусов с разными частотами, используются для

автоматической генерации кода позиции, что допустимо для любой длины эмбединга и входной длины текста.

Механизм внимания решает очень важную задачу: при генерации текста он даёт возможность управления зависимостью. Подавая для обучения текст и желая, чтобы модель сгенерировала токен для, например, четвёртой позиции, нужно заставить её не учитывать последующие позиции (четвёртую, пятую и т.д.), а только первую, вторую и третью. Для этого рекомендуется создавать маску.

Маска должна быть той же размерности, что и матрица сходства токенов, а именно: квадратная со стороной, равной длине входной последовательности. Если сходство токенов нужно учитывать, мы ставим единицу на соответствующей позиции маски, и ставим ноль, если сходство не учитывается. Маску применяют до использования функции softmax, что позволяет превращать необходимые сходства токенов в минус бесконечность, из-за чего они становятся равными нулю и не учитываются после применения нормализации.

Ключевая идея трансформера — это внутреннее внимание с несколькими головами. Однако трансформер состоит из нескольких блоков. Первый блок — внимание, используемое для учёта глобального контекста. Второй блок — преобразованные с помощью двухслойной нейронной сети признаки каждого токена. Третий блок — это связи в обход нелинейности, ускоряющие процесс обучения за счёт лучшего протекания градиентов. Эти блоки ставятся один поверх другого. Схема такого слоя представлена на Рисунке 4.

Архитектура модели, генерирующая текст, базируется на архитектуре трансформера и, конкретно, на энкодере, одной из его частей. Модель состоит из 16 «голов внимания» и 5 слоёв.

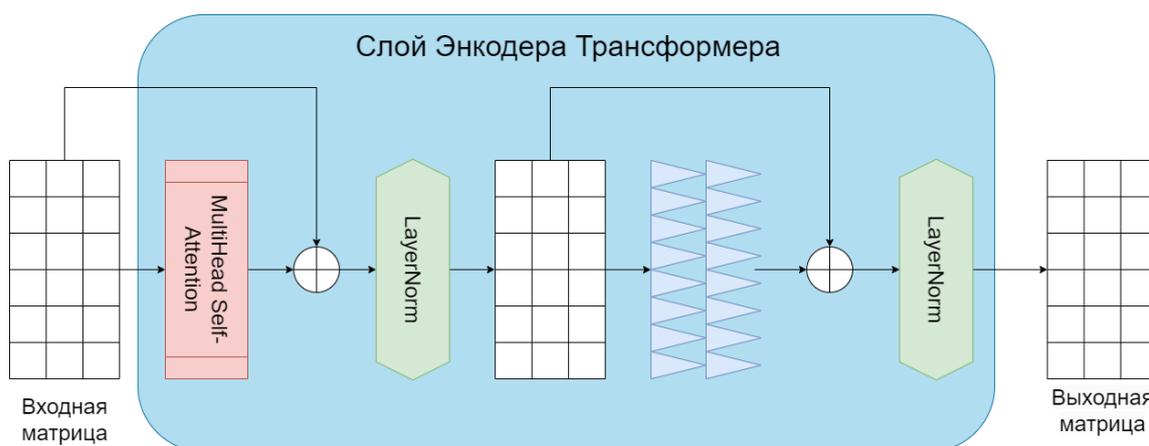


Рисунок 4 — Схема энкодера трансформера

Для того, чтобы текст выглядел более натурально, ранее обученную модель мы используем её в качестве генератора в генеративно-состязательной сети (Generative Adversarial Networks, GAN).

Теперь рассмотрим, как работает генеративно-состязательная сеть. Она состоит из двух сетей: сеть-генератор, которая генерирует предложение, и сеть-дискриминатор, которая определяет, откуда взято предложение, сгенерировано ли оно или взято из обучающего набора.

Сеть-генератор учится обманывать сеть-дискриминатор, за счёт чего создаёт более реалистичные предложения. В свою очередь сеть-дискриминатор адаптируется в реальном времени к увеличивающейся способности сети-генератора создавать реалистичные предложения. **[Error! Reference source not found.]**

Архитектура нейросети-дискриминатора состоит из следующих блоков:

- слой эмбединга;
- рекуррентная сеть LSTM с внутренним размером равным 100;
- полносвязный слой с количеством нейронов на выходе равным одному.

Выход последнего линейного слоя равняется одному нейрону поскольку существует лишь одна переменная «тумблер»: предложение фальшивое (0) или настоящее (1).

Из этого следует предварительные этапы обучения данной архитектуры:

- создание словаря токенов на основе исходного корпуса текстов;
- деление текста в соотношении 2 к 1: первая часть для обучения «главной» сети на основе трансформера, вторая часть для обучения генеративно-состязательной сети. Так же делим первую выборку на обучающую и тестовую;
- обучение нейронной сети на основе трансформера;
- обучение генеративно-состязательной сети с генератором в виде нейросети на основе трансформера и с дискриминатором в виде сети на основе LSTM;
- оценка итоговой генерации и метрики её метрика качества.

$$R_\lambda = \lambda P + (1 - \lambda)Q, \lambda \in (0, 1),$$

$$KL_P = KL(P|R_\lambda) = \sum_x P(x) \log \frac{P(x)}{R_\lambda(x)},$$

$$C = \left\{ \left(\exp(-c * KL_Q), \exp(-c * KL_P) \right) \right\} \quad (6)$$

где c — гиперпараметр для масштабирования, Q — распределение текста, сгенерированного моделью, P — распределение текста, написанного человеком.

В данной работе в качестве данных выбрана трилогия «The Lord of the Rings» Джона Рональда Руэла Толкина. [1.6]

Чтобы создать собственный словарь токенов на основе подготовленного текста, нами была использована библиотека для языка Python

Для обучения нейронной сети на основе трансформера мы предлагаем использовать функцию потерь «перекрёстная энтропия» (Cross-Entropy Loss). Она считается по следующей формуле (4):

$$CE_Loss = -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i * \ln(\hat{y}_i) + (1 - y_i) * \ln(1 - \hat{y}_i)), \quad (4)$$

где y_i — истинное значение, \hat{y}_i — предсказанное значение, n — количество классов.

Для обучения генеративно-состязательной сети мы предлагаем использовать функцию «бинарная перекрёстная энтропия» (Binary Cross-Entropy Loss). Её расчёт представлен в формуле (5).

$$BCE_Loss = -y * \ln(\hat{y}) + (1 - y) * \ln(1 - \hat{y}), \quad (5)$$

где y — целевое, «истинное» значение, \hat{y} — предсказанное значение.

Сгенерированный текст предлагается оценивать с помощью MAUVE, которая вычисляет информационные расхождения двух текстов в пространстве эмбедингов. [1.5]

Для построения оценки используется KL-дивергенция (расстояние Кульбака-Лейблера). Вычисление кривой, площадь под которой и будет являться MAUVE-оценкой, представлено в формуле (6). Оценка MAUVE — это дробное число от 0 до 1.

youtokentome. Размер словаря — тысяча токенов. Часть построенного словаря отображена на Рисунке 5. Символом "_" отображён пробел для лучшего восприятия.

В словаре много целых слов, начинающихся с пробела («_was», «_dark», «_great»). Имеются и целые имена («_Sam», «_Boromir», «_Gandalf»), также начинающиеся с пробела. Пробел перед словом означает, что такой токен не может оказаться посередине слова.

```
<PAD> <UNK> <BOS> <EOS> _ e t a o n h s r i d l u w g m f y c , . b p ' k v I T B S A ! F
H G W ; - M ` E ? : _ R N O L D Y P q C j x z " - U ) ( K V 1 Q J 9 4 3 2 0 7 6 8 5 Z * X =
/ _t he _a _the in _s _w nd re _o _h ou _b _f _and er ed ing at ll it _m _c _l _of is
ar or en _d as _to _th _n es ro _he _g an id _in on ow _' _I ad ut _p _be ot _y _T gh
om ld _e _it _st _sa _was _we _that _u ve _you le im ir ay _on _The ly ght _ha am et _B
st _not _S _said _his ill oo se _as _they ver _r ur _for _A _F ac ith _is ee _G and _wh
_sh al il ight _H _with ain all ard _re , ' ke ould . ' _had _M _an ent her _at ic ore s ,
if ome _` ast _have _were _him s. red rod _but _E _up _W ag ind _them ong _k th rodo _le
_Frodo rom _or _do _all e. e, _see _He _from nt pp _fe ood ch _ne ack _are ri _their ter
's _gre _sp _li _R _ho _there _no _go _now _su _ag _me _out ound _will _But orn _so
_if ook !' ess um ord ry own ame ce _kn _al _O _whe ough out _long to ust ol _'I _l ell
ark _my _ro ven _cl _ab _again _v _by ak alf ang hed _se our way ide ther any est ves ed.
andalf _down _look bb _D _ch _Gandalf _your _this nder _could bb _into _like un _can
ward _de 't _N _It _would ra ed, urn row _came qu ered ire _more bbit lf _They ers one
_some ion _Sam li ?' _seem ree den _us fore _been _P es, _back eep _what ass oll art ck
_over _am au _any ough ist ant _great _dark _away _fl _come ink hat _com _bl _And _'T
```

Рисунок 5 — Часть словаря токенов для текста *The Lord of the Rings*

С помощью данного словаря можно токенизировать всю выборку текстов. Однако после токенизации надо убедиться, что токен <UNK> в выборке не встречается и все символы в тексте представлены в словаре.

После токенизации длина предложений может меняться, они становятся неравными. Поэтому

нужно найти новую, оптимальную длину. Строится гистограмма распределения длин фрагментов, где по оси x откладывается длина предложения, а по оси y — количество фрагментов такой длины (см. Рисунок 6).

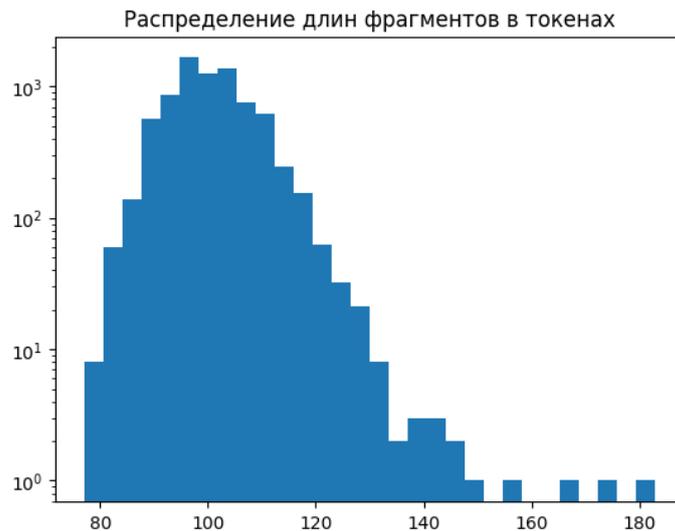


Рисунок 6 — Гистограмма распределения длин фрагментов в токенах

Длина, равная 100, является оптимальной, поскольку это центр «колокола» получившегося распределения. В таком варианте соблюдается «баланс» между количеством предложений с паддингами в конце до нужной длины и предложений с укороченной его частью.

Следующим этапом, идущим за обучением сети, является генерация текста с помощью лучевого поиска. Он рассматривает несколько вариантов последующих токенов. На каждом уровне лучевой поиск генерирует всех преемников состояний на текущем уровне, сортируя их в порядке возрастания эвристической стоимости. Алгоритм использует ограниченное количество лучших состояний на каждом шаге. Этот гиперпараметр называется «шириной луча».

Лучевой поиск в качестве единственного метода может давать предсказуемые и повторяющиеся ответы, особенно если модель

«уверена в себе» (англ. overconfident). В этом случае выбор следующего токена по разнице весов очевиден и распределение вероятности выбора происходит с минимальной энтропией. Чрезмерная «уверенность» модели приводит к закликиванию, что снижает качество генерированного текста.

Для управления энтропией выбора следующего токена в генерации используется «перевзвешивание» изначального распределения весов с помощью температуры и сглаживания меток. [1.7]

Способ изменения весов со сглаживанием и температурой представлен в формуле (7).

$$W = \frac{\ln \left((1 - \alpha) * w + \frac{\alpha}{len} \right)}{t}, \tag{7}$$

где w — изначальное распределение весов, t — параметр температуры, α — параметр сглаживания, len — количество токенов.

Чем больше параметры температуры и сглаживания (которые лежат в диапазоне от 0 до 1), тем больше энтропия и более непредсказуем генерируемый текст.

При оценке результатов рекомендуется исследовать разные величины случайности при генерации. Температура и сглаживание являются гиперпараметрами, их оптимальную величину для каждой конкретной модели следует определять путём перебора.

Приведём пример итоговой генерации текста после полного цикла обучения нейронной сети. Было задано четыре начала фразы: «Today we are», «For the King and», «We are going» и «That long story is».

Предложения, которые начинаются с фразы «Today we are», модель в основном продолжает глаголами:

- «Today we are going to the Ford of Isen»;
- «Today we are attack Ugluk»;
- «Today we are fighting on the hill-top».

Такие варианты не противоречат заложенному смыслу.

Продолжение фразы «For the King and» модель генерирует как перечисление имён собственных:

- «For the King and the Dwarf, and the Dark Lord of the Mark Lordor»;
- «For the King and Gladorfindel, and the Dark Lord of Mordor»;
- «For the King and the Lady of Rohan, and the Galadhrim of Gondor, and the Third Marshal».

Подобное перечисление выглядит громоздко, словно модель не знает, когда надо «остановиться».

Начало фразы «We are going» модель чаще всего продолжает как «to Mordor». Примечательно, в книге «Властелин Колец», на основе которого обучалась модель, это позиционируется как главная цель — дойти до Мордора.

Вариант «That long story is» продолжается как:

- «That long story is according to the Bridge of Mordor.»;
- «That long story is told of the Enemy of the Third Mountains»;
- «That long story is told of the Battle of Minas Tirith»;
- «That long story is the oldest of the Westfold of the Elder Days».

Надо отметить, что это характерная для начала какой-либо истории фраза продолжается обозначением места, времени, события или персонажа, о которых может идти повествование.

При низких значениях температуры наборы токенов могут повторяться. Например: «We are going tomorrow.' 'Yes, yes,' said Gollum. `No, no, no, no!' said Gollum. `No, no!' said Gollum. `No».

При высоких значениях температуры случайность токенов повышается, из-за чего предложение может выглядеть неестественным. Например: «That long story is known to us; but it is

not far from the Eryn Muil.' 'Yes,' said Gimli. 'Maybe not,' said Legolas; 'but I».

Данное наблюдение применимо и к параметру сглаживания, когда при значении от 0.5 и выше генерируется плохо связанный друг с другом набор токенов. Например: «Today we are lost.' The hobbits looked at themselves and smiled. There was no answer. They were only a few prisoners, and they had not seen themselves in the».

Выводы

Итак, оптимальные гиперпараметры температуры и сглаживания подбираются в соответствии каждому предложению. К примеру, модель генерирует продолжения фразы «For the King and» одинаковыми по структуре, и лучшая генерация происходит при высоких значениях обоих гиперпараметров, от 0.4 и выше. Тогда как для фразы, начинающейся с «That long story is» оптимальные тексты генерируются при средних значениях, а именно 0.3 для температуры и 0.1 для сглаживания.

Средняя оценка MAUVE для модели до обучения на основе генеративно-состязательной сети составляет 0.317, а после — 0.332. После генеративно-состязательной сети отмечается небольшое улучшение качества генерации модели, которое может быть объяснено малым количеством данных, на которых обучалась эта сеть. Чтобы не переобучиться на существующих данных, дискриминатор каждый раз должен получать разные продолжения фраз.

Для иллюстрации данной работы использовалась модель с ограниченным объёмом текстов. Чтобы улучшить результаты, следует увеличить модель. Текущая модель обладает лишь 3.15 млн. параметров, тогда как современные большие языковые модели используют сотни миллиардов. Увеличение количества параметров модели, её слоёв позволяет находить большее число зависимостей в тексте, а также обрабатывать более длинные последовательности. Однако следует учитывать, что на обучение большой модели уйдёт много времени (до нескольких месяцев) даже при условии, что процесс будет идти на хороших мощностях и профессиональном оборудовании.

Список литературы

1. Attention Is All You Need / Ashish Vaswani, Noam Shazeer, Niki Parmar, Jakob Uszkoreit, Llion Jones, Aidan N. Gomez, Lukasz Kaiser, Illia Polosukhin. — Режим доступа: <https://arxiv.org/pdf/1706.03762v4.pdf>
2. Attention and its Different Forms / Anusha Lihala. — Режим доступа: <https://towardsdatascience.com/attention-and-its-different-forms-7fc3674d14dc>
3. Transformer Architecture: The Positional Encoding / Amirhossein Kazemnejad. — Режим доступа: https://kazemnejad.com/blog/transformer_architecture_positional_encoding/

4. Франсуа Шолле. Глубокое обучение на Python. — СПб.: Питер, 2018. — 400 с.
5. Mauve: Measuring the Gap Between Neural Text and Human Text using Divergence Frontiers / Krishna Pillutla, Swabha Swayamdipta, Rowan Zellers, John Thickstun, Sean Welleck, Yejin Choi, Zaid Harchaoui. — Режим доступа: <https://arxiv.org/pdf/2102.01454.pdf>
6. Lord of the rings text / Ashishsinha. — Режим доступа: <https://www.kaggle.com/datasets/ashishsinhai/lord-of-the-rings-text>
7. What is Label Smoothing? / Wanshun Wong. — Режим доступа: <https://towardsdatascience.com/what-is-label-smoothing-108debd7ef06>

ФИЗИКО-МАТЕМАТИЧЕСКИЕ НАУКИ

ББК 22.68

ДЛЕНИЕ БИОСФЕРНО – НООСФЕРНОГО ГЕНЕЗИСА МАТЕРИИ. ИНВАРИАНТЫ МЫШЛЕНИЯ ЧЕЛОВЕЧЕСТВА ВО ВРЕМЕНИ ИСТОРИЧЕСКИХ ЭПОХ

Тарабанов В.Н.

к.ф. – м. н., доцент; д.т.н., проф. каф.,

Дление биосферно – ноосферного генезиса материи.

Инварианты мышления человечества во времени исторических эпох

THE FORMATION OF THE BIOSPHERE – NOOSPHERE GENESIS OF MATTER. INVARIANTS OF HUMAN THINKING IN THE TIME OF HISTORICAL EPOCHS

АННОТАЦИ

В работе рассмотрены период «Оси» времени по К. Ясперсу, в том числе медно/железная катастрофа. Определены риск системы «Природа – Общество – Человек» исторической эпохи во временном диапазоне 6 век до н. в. до конца XXI н.э. и далее.

В работе представлены результаты аналитических исследований о мышлении в областях техносферной безопасности, жизнеспособности цивилизации, которые определяются уровнем освоения жизненной среды и развитием основ общества

The formation of the biosphere – noosphere genesis of matter. Invariants of human thinking in the time of historical epochs

ANNOTATION

The work considers the period of the “axis” of time according to K. Yaspers, including a copper/iron disaster. The risk of the system “Nature - Society - Man” of the historical era in the temporary range of the 6th century BC is determined. in. Until the end of XXI N.E. And further. The work presents the results of analytical research on thinking in the areas of technosphere safety, the viability of civilization, which are determined by the level of development of the life environment and the development of the foundations of society.

Ключевые слова: Ноосфера, мышление, развитие, жизнеспособность цивилизации, безопасность, риск, техносфера, «Ось» времени.

Keywords: noosphere, thinking, development, viability of civilization, security, risk, security, risk, technosphere, "axis".

Введение

«За миллиарды лет существования земной жизни на Земле никогда не было доминирующего живого существа. «... что является формой существования той части материи, которая использует остальную материю (как нежизнеспособную, так и жизнеспособную) для обеспечения своего собственного существования. Частью жизни является человечество.[20] С момента своего возникновения, включая и настоящее время, человечество живёт в эпохе потребления. Идея о смерти цивилизации в результате перенаселения и голода впервые высказана основоположником демографии, английским ученым Томасом Мальтусом. Обнаружив, что численность человечества способна расти в геометрической прогрессии, он был потрясен – и потряс своими мрачными пророчествами весь мир. Однако за два века, прошедшие со времен Мальтуса, стало ясно, что такой рост характерен для аграрных экономик, а в постиндустриальную эпоху общество ждет, скорее, спад, нежели рост численности, в 20 - м веке человечество столкнулось с вымиранием. [21]

Вплоть до раннего средневековья было развито ритмочувствующее мышление, эмпатически связывающее человека с природой. Ритмочувствующее мышление человека, сегодня мы бы сказали человека девственной природы, служило основой познания мира и особого стиля творчества – творчества потока. [6, 15]

Но, в Новой эре каждое новое поколение людей ввело негласное правило «изменить правила жизни», отличное от Законов Природы. [6] Желание общества стала озабоченность личной наживы.

Ниже приведены рисунки (рис. 1 и рис. 2) для обоснования изложенной ситуации.

На вертикальной оси (рис.1) представлены две возможности потребности мощностей во времени, в том числе: (социума и населения, количество информации и энерговооружённость человека и т.д.); по горизонтальной – время на Стреле времени, $\pm t$, на которой отложены времена $t\xi=0,1,2,3,\dots$ рассматриваемых исторически эпох существования и развития людей:

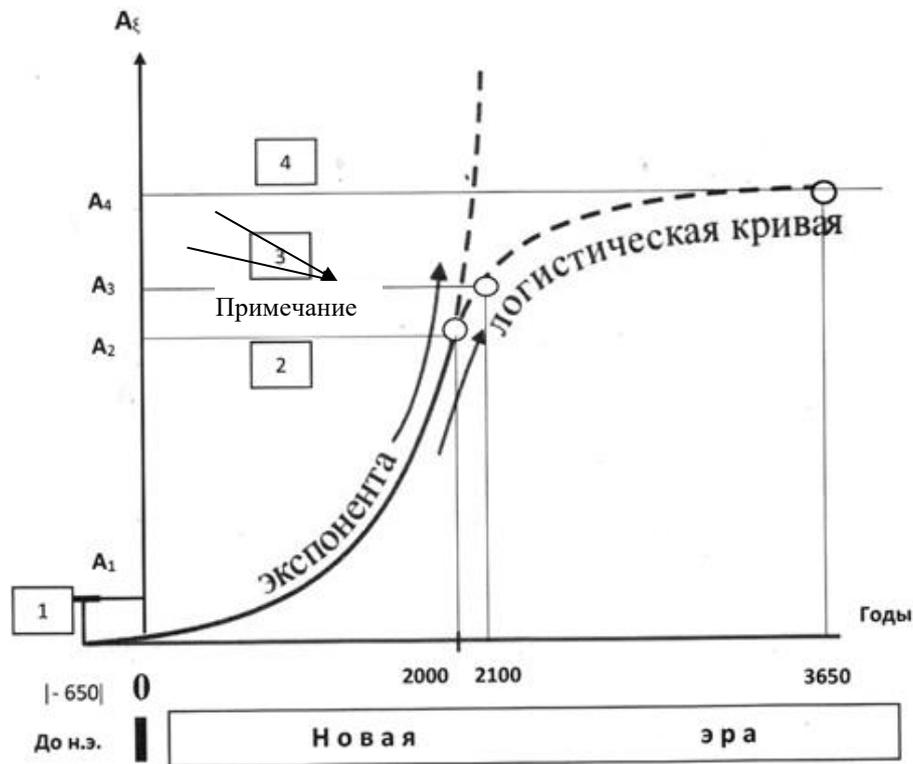


Рис. 1. График зависимости суммарной периодической функции A_{ξ} от времени максимальной [5,8]: 1 – по экспоненте, ведущей к взрыву, катастрофе. 2 – по логистической кривой; 3 - ограничение сверху логистической потребности мощностей населения и социума во времени.
Примечание авт.: требуется сглаживание функций при их соединении

Все физические объекты обмениваются энергетические и массовые процессы пр. (обмен импульсами разного вида (обычные обменные происходит квадратичный [8]).



Рис. 2. Блок - схема «Социума» максимальной суммарной периодической функции A_{ξ} [9].

На рис. 2. приводится блок – схема «Социума» максимальной суммарной периодической функции A_{ξ} Социум состоит из трех подсистем и погружен в экосферу. В этом он подобен организму (внутренний круг), который состоит из подобных же трех подсистем: «подселенцы»: - «чужие» клетки типа бактерий, — «вещество» — минеральное вещество типа воды. Уже в «зачаточном» виде техносфера — это обработанный камень и заостренная палка-копье, и они были неотъемлемой частью первичного социума. Лишь в эпоху неолита к этой паре была

добавлена третья подсистема — сельхозсфера. Именно из техносферы, как из «зерна» на наших глазах вырастает следующая форма жизни, создаваемая для очередного М-этажа — космического [15], документации (КТД), необходимый для его изготовления. Причем «язык» этой документации представляет собой смесь языка обычного человеческого общения и языка технического. А фенотип технического объекта — это его типовой облик. Логистическую функцию на рис. 1 в общем виде можно сформулировать, в виде изменения максимального значения амплитуды

вихрей энергий и природные по законам во времени, которые описываются как циркуляционные вихри.

Проблема взаимодействия природы и общества относится к числу вечных проблем.[11]. Для этого необходимо изменить правила жизни, сознания и мышления передовых наиболее развитых народов.

Известный палеонтолог, священник, П.Тейяр де Шарден внес в понимание феномена жизни [1] научность, академичность, возвращенную кропотливым трудом, связанным с палеонтологией, в которой он являлся крупным специалистом...» ... «поэтичность»... «Причем гимн жизни, направленный к человеку. Тейяр де Шарден в своей концепции философии жизни довел до логического конца. После него уже мало что можно было сказать о жизни. Он подытожил, в своем роде «закрыл» «философию жизни» как направление в западноевропейской философии.

После П.Тейяр де Шардена уже не было крупных мыслителей, рассматривающих в своих концепциях феномен жизни как непрерывный поток. Мир находится в состоянии развития от низшего состояния к высшему, от простого к сложному. Эта закономерность приводит к возникновению мысли как высшей формы в развитии мира.

Философия приступила к изучению нового пространства – первооснов существования жизни как человеческого существования с критическим мышлением – одним из ключевых компетенций человека будущего по теории К. Ясперса. Однако, как показывает Новая история опасный порог изменения новых ключевых компетенций мышления Человечества после периода «Осевого времени» – на практике преодолеть не получилось.

«Осевое время» К. Ясперса [12]

Представляет научный интерес, узнать опасный порог изменения мышления в период «Осевого времени». «Осевое время» – культурологическое понятие, введенное в науку К. Ясперсом. Тогда произошел самый резкий поворот в истории. Исторический период между 800 и 200 гг. до н. э. считается эпохой духовного основоположения человечества, становления истории, как мировой, историю человечества на две части: Предысторию и Техническую эпоху. Техническую эпоху можно разделить (условно), как историю и доисторию, рубеж между которыми проходит около - 650 лет| до н.э.. Появился человек такого типа, какой сохранился и по сей день [16]. В этот период между 800 – 200 г.г. лет до н.э. были разработаны те основные категории, которыми человек мыслит по сей день.

1.1. Краткая характеристика Исторического периода между 6000 и 200 гг. до н. э. [16]

«... идёт мезолит. Появились микролиты — миниатюрные каменные инструменты, наконечники стрел и копий. произошло одомашнивание некоторых животных — в первую очередь волка в качестве помощника на охоте.

Неолит. Примерно в VII тысячелетии до нашей эры произошла неолитическая революция, появились первые крупные и постоянные поселения людей. Человек изобрел **серп** для сбора урожая и другие инструменты для обработки земли, резко возросла численность вида. появилось понятие **собственности**. Естественно, возникла и **социальная иерархия**.

Катастрофа бронзового века - постепенно бронза стала вытеснять камень. Стало возможно выплавлять посуду, ритуальные украшения. элементы для доспехов. Бронзовые наконечники копий и топоры позволили тем, кто владеет технологией, быстро захватывать отстающие территории. В 3 500–3 000 годах до нашей эры люди создают **первые настоящие цивилизации** такие как минойская, шумерская, египетская, китайская, индская, появляется **письменность**. Появились первые **своды законов**.

В результате социального **расслоения города и государства** стали накапливать большие запасы ресурсов: сначала — просто человеческих, в виде рабочей силы, а за её счёт — всех остальных. Накопленные ресурсы и сохранные знания позволили строить дворцы, храмы и другие величественные постройки, ставшие археологическими памятниками.

Железный век (1 300 год до н. э. — 340 год н. э.) можно разделить на три части: пролог в виде бронзового коллапса, железные «Тёмные века» и Античность. Извержение вулкана на острове Санторини в Эгейском море повлекло за собой катастрофические последствия. Это, в свою очередь, затормозило развитие всех наук. Большая часть цивилизованного мира на сотни лет погрузилась в **железные «Тёмные века»**.

Есть у железа главное практическое превосходство перед бронзой: железными орудиями труда можно возделывать недоступные ранее лесные зоны. Улучшилась ирригационная система — в частности, изобрели **водоподъёмное колесо**, что, в свою очередь, привело к повышению продуктивности посевных полей.

С XIV век – 1 век до н.э. появляются примитивные методы расчета перевозки грузов по морю и земле (появилась логистика)

Античность (776 год до н. э. — 565 год н. э.).

В этот период. Афины создают конфедерацию городов-государств. Большие массы людей и товаров снова стали циркулировать по региону и даже выходить за его пределы. Строятся Колосс Родосский и Колизей, создаются потрясающие скульптуры, развивается поэзия и живопись. Античность — это Александр Македонский и Октавиан Август, царь Леонид и Гай Юлий Цезарь, Платон и Цицерон.

Учёные Античности определяют форму Земли. В этот период зарождаются многие науки, в том числе и сама история, чьим «отцом» считается Геродот. Осевая эпоха дала толчок к формированию большего понимания таких наук, как религия, философия, искусство, созерцательной науки. Бурное развитие науки и

техники - эпохальный период разрешения медно – железного кризиса; произошло **порабощение человека наукой и техникой.**

Произошло отчуждение человека от природы и себе подобных.

Эволюция технологий и технической сферы практически была Технологической революцией в период «Оси» времени. Это было время критического мышления. Целая серия технических усовершенствований способствовали не только усовершенствованию производства, но и имели далеко идущие военные и социальные последствия — такие, как изменение и социальной структуры общества, а также рождение нового, уважительного отношения к технике).

Но, со временем, в Новой эре «... *Желание общества с одной стороны озабочено своей безопасностью, а с другой - получить от Природы максимально количество благ, мало заботясь о её устойчивости...*» (акад. РАН Легасов В.А. [11]).

Цель настоящей статьи - определить **минимальный риск** в критической точке до н.э., - иначе, на временной оси определить точку отсчёта человеческого мышления (по К. Ясперсу), как результат скачка предыдущих критических систем мышления «Природа - Общество – как результат скачка предыдущих критических систем мышления «Природа - Общество – Человек» и дальнейшего развития человеческого общества с самим собой, силами природы, с системными предубеждениями и пр.

Задачи достижения поставленной цели:

1. определить воздействия человеческого мышления, контролируемых природными рисками и сопоставить с действующими силами на систему материальные/не материальные объекты во временные периоды | - $1,3 \cdot 10^3$ | лет до н.э.; и до конца 2100 года н.э. и далее;

2. определить местоположение на временной оси стрелы времени

природного начала в точке ($-\infty \leftarrow \Phi_0 > 0$), для которого (слева $0^I \approx \Phi_0 \neq 0^II$ справа), как основы ограничения опасностей сверху при расчётах материальных и нематериальных объектов в период от | - $1,3 \cdot 10^3$ | лет до н.э. до конца 2100 года н.э. и далее;

3. рассмотреть учения К. Ясперса «ОСИ времени», де Шардена и В.И. Вернадского при определении природных параметров искомым ограничений опасностей сверху при расчётах материальных и социальных ограничений в системе критических систем мышления «Природа - Общество – Человек» и дальнейшего развития человеческого общества с самим собой, силами природы, с системными предубеждениями и пр.

2. Инварианты мышления человечества в определённых исторических эпохах

От остальных современных, помимо ряд анатомических особенностей, людей Новой эры отличается относительно высоким уровнем развития материальной и нематериальной культуры (включая изготовление и использование орудий труда), способностью к

членораздельной речи и крайне развитому абстрактному мышлению и Разуму, — философской категории, выражающая высший тип мыслительной деятельности, способность мыслить всеобщее, способность анализа, а, также интеллекту — качеству психики, состоящее из способности осознавать новые ситуации, способности к обучению и запоминанию на основе опыта, пониманию и применению абстрактных концепций, и использованию своих знаний для управления окружающей человека средой.

Возраст вещества Вселенной одинаков во всём пространстве на всех удалениях от Земли. Поэтому сложные вопросы современных знаний можно понять и практически использовать на основе уже известных законов Природы, включая взаимоотношения людей, их можно отнести к основным всеобщим (универсальным, фундаментальным) законам Природы, законам Вселенной [15].

Рассмотрим более подробно расположение субъектов справа стрелы времени: исторические эпохи на временной траектории относительно $\Phi_0 = f(q_0)$, где Φ_0 – начальная фаза (память предыдущих действий: \cos и \sin в одной функции [2, 8]; q_0 - риск функции $f(\Phi_0)$). Homo sapiens является субъектом как живого мира биосферы Земли, так и эволюционно сменяющей биосфер ноосферы, причем, если в биосферной эволюции человек завершает ее высшее развитие, то в ноосферном этапе общей эволюции жизни он уже сам раскрывает матрицу фундаментального кода Вселенной (ФКВ) окончательно подчиняя себе биосферу, в то же время оставаясь простым исполнителем [5]; программы ФКВ в части развития жизни на планете, мирующаяся на базе действующей (естественно, и в ноосферный период эволюции) биосферы (П. Тейяр де Шарден, Вернадский В.И. ... [1, 10]). Рост мышления человека, именно рост мыслительных способностей человека, рассматривается, как автономный объект (индивидуум). Мыслительные способности даны homo sapiens [15] эволюционно изначально «перекачки» в разум коллективный, который соответствует одно направленности «стрелы времени» в затухающей эволюции с пределом устойчивости неравновесия [5].

2.1. Предпосылки опасного объекта

Для устойчивого мышления первобытных людей и далее в современном обществе автор принял временную общепринятую отметку в научном мире 6,0 тысяч лет до н.э. (обоснование см. разделе «Введение»). Если учесть, что вопрос об экстраполяции мышления прапервобытного общества датируется временем $1,6 \cdot 10^6$ лет до н.э., то станет понятно, что перенос устойчивости мышления в одночасье не может быть достаточным для дальнейших рассуждений о мышлении современного общества.

Любая деятельность в условиях неопределенности характеризуется соответствующими этой деятельности видами надёжности и рисков. Существующие риски

разнообразны и могут быть разделены на множество категорий. Как правило, многие социально - экономические последствия возникают либо недостаточностью учёта человеческого фактора, либо, как следствие разработки технических объектов повышенной единичной мощности (вопросы атомной угрозы человечеству в данной статье не рассматриваются).

Природа подсказывает свой начальный вариант ограничения выбранных человеком минимальных рисков объекта/субъекта через свое воздействие. Одним из способов решения указанных проблем – использовать фактор Природы. Обратит внимание на гармонические колебания вдоль горизонтального диаметра, в то время как сама частица, будучи вихревой структурой, вращается относительно своего центра. Закон развития Жизни [6] может быть представлен в разных проекциях, например, как волновой процесс, где каждый цикл обладает определенными свойствами. В течение одного цикла происходит прирост мощности. При переходе на следующий цикл имеет место ситуация ускорения изменения мощности и нелинейного изменения частоты :

$$P_0 + P_1 \cdot t + P_2 \cdot t^2 + P_3 \cdot t^3 + \dots \geq, \quad (2)$$

где P_0 — начальная величина мощности; P_1 — изменение полезной мощности за t ; P_2 — скорость изменения полезной мощности за t^2 [3]; P_3 — ускорение полезной мощности за t^3 . Таким образом, прорыв научной мысли подготовлен всем прошлым биосферы и имеет эволюционные корни. Именно законы жизни и природы и есть то, что не зависит от точки зрения того или иного человека, являясь, по выражению В. И. Вернадского, общеобязательной частью научного мировоззрения.

На рис. 3 приведена блок – схема начального мышления жизненного временного цикла материи, являющегося основой безопасности Жизнеспособности цивилизации, которая представляет собой начала глобального критического.

2.2. Человеческие потребности суммарной мощности, проживавших/проживающих людей в исторических эпохах на временной оси до н.э. и в н.э.

Инвариант критического мышления людей на временной траектории можно принять $x^{II} = \Phi_0 = x^I$, при этом полагаем $\Phi_0 > 0$:

$$x^I = x \lim_{x \rightarrow -0} \frac{1}{x^I} = -\infty, \quad (3)$$

$$x^{II} = x \lim_{x \rightarrow +0} \frac{1}{x^{II}} = +\infty. \quad (4)$$

3. Значения потребностей энергии критического мышления и риска в

последовательности времён исторических эпох ($-t_0 \div t_4$ лет)

3.1. Основные численные и временные показатели в исторические эпохи их параметры.

Численность населения в исторические эпохи [14]:

$$n_{нач.} = 6,93 \cdot 10^8 \text{ чел.}; n_0 = 6,162 \cdot 10^8 \text{ чел.}; n_1 = 1,609 \cdot 10^8 \text{ чел.};$$

$$n_2 = 1,0 \cdot 10^9 \text{ чел.}; n_3 = 10^{10} \text{ чел.}; n_4 = 10^{10} \text{ чел.} \quad (5)$$

Временные исторические эпохи до н. э.:

начальная (медно – бронзовая эпоха $t_{нач.} = |-6\ 000|$ лет до н. э.; железная $t_0 = |-1\ 300|$ лет до н.э.;

- «Ось» времени (по К.Ясперсу) $t_1 = |-6,5 \cdot 10^2|$ лет до н. э.; (6)

- исторические временные эпохи н. э.: $t_2 = 2,0 \cdot 10^3$ лет н. э.; $t_3 = 2,1 \cdot 10^3$ лет, н.э.

$$t_4 = 3,65 \cdot 10^3 \text{ лет, н.э.} \quad (7)$$

промежуток времени между историческими эпохами:

- от века Железа до Медно – бронзовой эпохи до века Железа:

$$\Delta t_0 = |-t_0| - |-t_{нач.}| = |-1,3 \cdot 10^3| - |-6,0 \cdot 10^3| = 4,7 \cdot 10^3, \text{ лет, до н.э.} \quad (8)$$

- от Века железного до времени бурного развития всех форм бытия человечества старого мира [12]:

$$\Delta t_1 = |-t_1| - |-t_0| = |-6,5 \cdot 10^2| - |-1,3 \cdot 10^3| = 6,5 \cdot 10^2 \text{ лет, до н.э.}; \quad (9a)$$

- от времени нарастающего развития нового бытия мира на планете Земля (по де Шардену [1]) до развивающегося старого мира н. э.:

$$\Delta t_2 = |t_1| + t_2 = 6,5 \cdot 10^2 + 2000 = 2650 \text{ лет.} \quad (9b)$$

- от Нового неустойчивого ноосферного развития (по Вернадскому В.И.) до устойчивой Ноосферы:

$$\Delta t_3 = t_4 - t_3 = 2750 - 2650 = 100 \text{ лет н.э.} \quad (9в)$$

- от устойчивого посленоосферного периода к неустойчивому мирозданию:

$$\Delta t_4 = t_5 - t_4 = 3650 - 2750 = 900 \text{ лет н.э.} \quad (10)$$

На рис. 3. представлена Стрела времени, на которой выделены основные временные точки исторических эпох до Н. э. и в Новой эре. На рис. 4 отмечены время «Оси» времени t_2 (по К. Ясперсу) и время перехода стрелы времени через нулевую точку ($-0 \parallel +$) – стрелы времени показаны времена эпох $t_{\xi=0,1,\dots}$ и ниже стрелы времени Δt_{ξ} (переход в Новую эру). И, наконец, над стрелой времени показаны основные функции: $P_{\xi} = ?$, кВт – год; $M_{\xi} = ?$, Н.П. – год; $q_0 \approx ?$ о.е., которые необходимо определить для выполнения цели настоящей статьи.

3.2. Социум

Потребные годовые энергетические мощности людей на социум представлены, как дополнительные издержки основных мощностей с поправками (на нормативные коэффициенты эффективности, затраты на

логистику и т.д.) в пределах (45 – 90) % [19], в виде весовых количественных процентов на Стреле времени, которые распределены по временным эпохам.

4. Предпосылки исходных требуемых данных для определения мышления и рисков (рис. 3).

За основу расчётов теории зависимости от времени мышления приняты известные теоретические основы [см. Введение], график функции приведён в разделе (рис.3). Расчётная функция $A_i = f(t_i)$ (рис. 2), где A_i - максимальное значение любого исследуемого параметра во времени t_i по прототипу, - состоит из двух последовательных частей: отрицательной экспоненты (О.Э.) и логистической функции (Л.Ф).



Рис. 3. Схема основных параметров мышления временных циклов, входящих в стадию жизненного цикла системы, где $(-\infty \leftarrow \varphi_0 > 0)$ - начальная фаза колебаний (память предыдущих действий материи (Природы и мышления людей) [2, 4, 5]). Точки t_ξ (время эпохи) и Δt_ξ (время меж временных ближайших эпох); количества людей (подтверждённых в литературе [15]), поддержание здоровья и продолжения рода ($\xi = 0, 1, 2, \dots$, - порядковый номер - временные промежутки между историческими эпохами).

Ниже приведен график модифицированного прототипа в параметрах функции

$M_\xi = f(t_\xi)$ (рис. 5), где M_ξ - мышление человечества во времени t_ξ . График (рис.6) состоит из двух частей: части О.Э. и части Роста насыщения (Р.Н.). Вторая часть мышления (Л.Ф.) способствует затуханию экспоненты мышления в начале рассматриваемого очередного временного интервала, что способствует «сглаживанию» двух очередных функций при их соединении за счёт введения отрицательных обратных связей.

Приведённая система мышления (Л.Ф.) по прототипу имеет недостаток, заключающийся в том, при длительных временных характеристиках (особенность рассматриваемого человеческого логистик в соседних длительных исторических эпохах приводят к значительным ошибкам при временных стыковках, что сказывается на конечном результате логистики.

- отрицательная экспонента (рис. 4):

Полагаем $q_0 \cong 10^{-10}$ о.е., $q_0 = \lambda \cdot t_\xi$; $M_\xi = \lambda^{-1}$ Н.п. - год

$$P_\xi = 2 \cdot P = 0,25 \text{ кВт}; \quad (11)$$

$$P_\xi = \{8,76 \cdot 10^3 \cdot [2 \cdot p + (2p/\Delta)] \cdot (n_0 + n_\xi \cdot e^{-\Delta t_\xi})\}, \text{ кВт} \cdot \text{год}; \quad (12)$$

$$P_0 = \{8,76 \cdot 10^3 \cdot [2 \cdot p + (2p/\Delta)] \cdot (n_0 + n_1 \cdot e^{-\Delta t_1})\}, \text{ кВт} \cdot \text{год}; \quad (13)$$

$$P_0 = \{8,76 \cdot 10^3 \cdot \{2 \cdot p + (2p/\Delta)\} = 0,994 = \text{const}\} \cdot (6,162 \cdot 10^8 + 1,609 \cdot 10^8 \cdot e^{-6,5 \cdot 10^2}) == 5,117 \cdot 10^{12} \text{ кВт} \cdot \text{год}; \quad (14)$$

$$\sum P_0 = P_0, \text{ кВт} \cdot \text{год}; \quad (15)$$

$$A_0 = A_{\text{const}} \cdot \sum P_0 = 1,14 \cdot 10^{11} \cdot 5,117 \cdot 10^{12} = 5,833 \cdot 10^{23}, \text{ Н.п.} \quad (16)$$

$$\beta_0 = \sin \left(\frac{2 \cdot \pi \cdot e^{-\Delta t_1}}{T} - \frac{2 \cdot \pi \cdot \sum p_1 \cdot \kappa}{T \cdot \nu} \right), (17)$$

$$P_1 = (\{8,76 \cdot 10^3 \cdot [2 \cdot p + (2p/\Delta)] = 0,994 = \text{const}\} \cdot (1,609 \cdot 10^9 + 1,0 \cdot 10^9 \cdot e^{-6,5 \cdot 10^2}) = 5,639 \cdot 10^{13} = \text{кВт} \cdot \text{год}; (18)$$

$$\sum P_1 = p = 5,639 \cdot 10^{13}, \text{кВт} \cdot \text{год}; (19)$$

$$A_1 = A_{\text{const}} \cdot \sum P_1 = 1,14 \cdot 10^{11} \cdot 5,639 \cdot 10^{13} = 6,428 \cdot 10^{24} \text{ Н.п.}; (20)$$

$$\beta_1 = \sin \left(\frac{2 \cdot \pi \cdot e^{-625}}{T} - \frac{2 \cdot \pi \cdot 5,639 \cdot 10^{13}}{3,226 \cdot 10^8} \right). (21)$$

$$M_1 = A_1 \cdot \beta_1 = 6,428 \cdot 0,342 \cdot 10^{24} = 2,198 \cdot 10^{24} \text{ Н.п.} (22)$$

$$M_0 = 2,584 \cdot 10^{23} \text{ Н.п.} - \text{год} (23)$$

$$q_1 = 0,581 \cdot 10^{-1} \text{ о.е.}; \quad q_0 = 1,0 \cdot 10^{-1} (24)$$

$$P_2 = 2 \cdot p; (25)$$

$$P_2 = (\{8,76 \cdot 10^3 \cdot [2 \cdot p + (2p/\Delta)] = 0,994 = \text{const}\} \cdot (1,0 \cdot 10^9 + 10^{10} \cdot e^{-2,65 \cdot 10^3}) = 2,8 \cdot 10^{17} \text{ кВт} \cdot \text{год}; (26)$$

$$\sum P_2 = P_2 + \varepsilon_2 \cdot P_2 = 2,8 \cdot 10^{17} + 2,52 \cdot 10^{17} = 5,32 \cdot 10^{17} \text{ кВт} \cdot \text{год}; (27)$$

$$A_2 = A_{\text{const}} \cdot \sum P_2 = 1,14 \cdot 10^{11} \cdot 5,32 \cdot 10^{17} = 6,065 \cdot 10^{28}, \text{Н.п.} (28)$$

$$M_2 = A_2 \cdot \beta_2 = 6,065 \cdot 10^{28} \cdot 0,615 = 3,73 \cdot 10^{28} \text{ Н.п.} - \text{год}. (29)$$

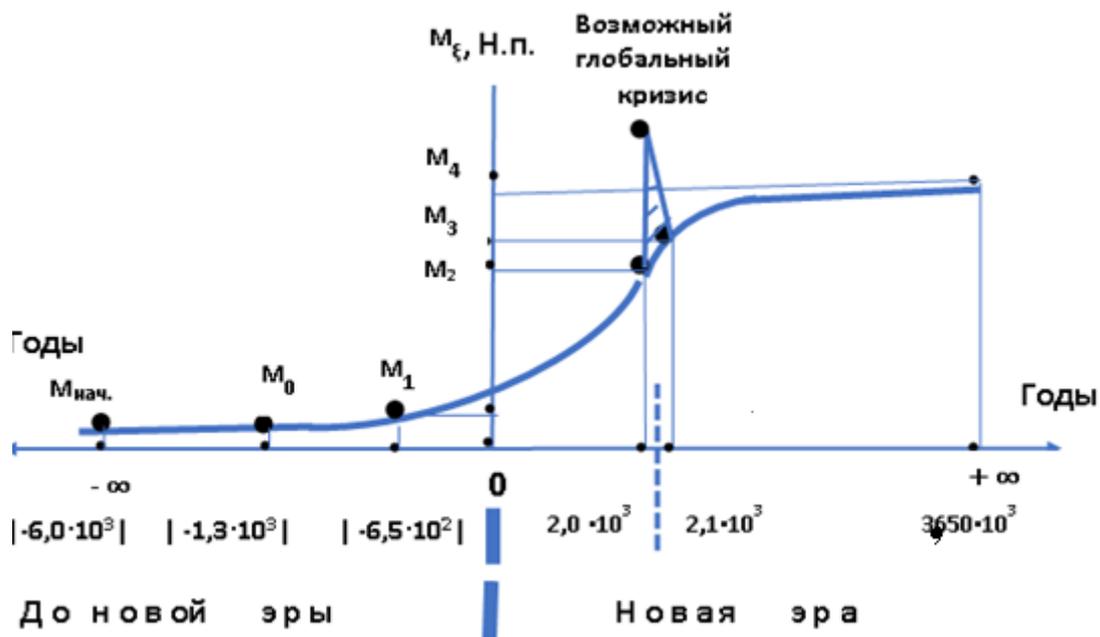


Рис. 4. Изменение мышления человечества во времени.

$$\beta_2 = \sin \left(\frac{2 \cdot \pi \cdot e^{-2650}}{100} - \frac{2 \cdot \pi \cdot 5,32 \cdot 10^{17}}{3,226 \cdot 10^8} \right) = 0,615. (30)$$

- логистическая функция:

Логистическое уравнение Ферхюльста для роста популяций в рамках социума для людей нарушается. Стыковка предыдущей части функциямышления (отрицательной экспонентой) с логистической частью уравнения нарушается. Для

решения этой проблемы автор предлагает ввести дополнительный элемент - (затухающую экспоненту [5]), который сглаживает соединение.

Общий вид полного логистического уравнения мышления людей имеет вид:

$$M_\xi(t_\xi) = M_\xi^* + \frac{M_\xi \cdot M_{\xi+1} \cdot e^{r_\xi \cdot \Delta t_\xi}}{M_\xi + M_{\xi+1} \cdot (e^{r_\xi \cdot \Delta t_\xi} - 1)} = M_\xi^*, (31)$$

где M_ξ^* - затухающая экспонента (дополнительный элемент), M_i^* - предыдущая

функция (отрицательной экспонентой; второе слагаемое – следующая логистическая функция мышления.

При определении мышления по предыдущая функция не стыкуется с последующей ближайшей последующей, например M_2 и M_3 . Для сопоставимости двух ближайших мышлений (22) и (23) и (32) и (34) нужно ввести промежуточный элемент (затухающую экспоненту [11]), которая сгладит

соединение мышления различных по величине функций (33) и (35)

$$M_2^* = \frac{M_3(t_3)}{1 - e^{-\lambda_4 \cdot \Delta t_4}}; \Rightarrow M_3(t_3) = 1,838 \cdot 10^{30}, \text{ Н. П. ; } (32)$$

где $\lambda_4 = - 0,5$ о.е.; $(\Delta t_4) = 100$ лет.

Результат расчёта: $M_3 = 1,838 \cdot 10^{30}$ Н.п. – год. (33).

Далее, при определении мышления M_4 используем тот же приём, как при определении мышления:

$$M_3^* = \frac{M_4(t_4)}{1 - e^{-\lambda_5 \cdot \Delta t_5}}; \Rightarrow M_4(t_4) = 5,146 \cdot 10^{30}, \text{ Н. П. ; } (34)$$

где $\lambda_5 = - 0,2$ о.е.; $(\Delta t_5) = 900$ лет.

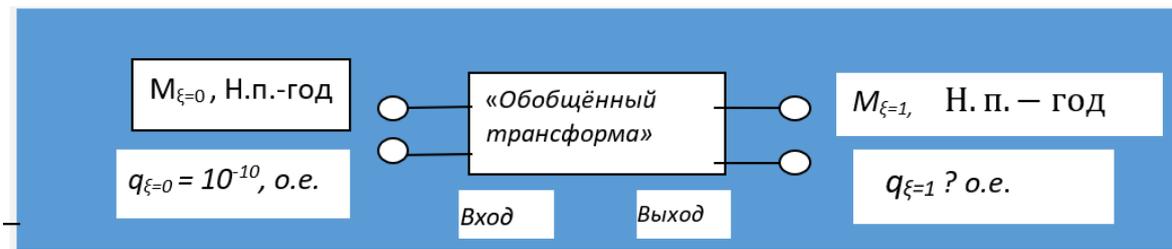


Рис. 5. Схема однородной линии, как «обобщенный трансформатор» [5]

Результат расчёта: $M_4 = 5,146 \cdot 10^{30}$ Н.п. – год. (35)

«Эквивалентная схема», является приемлемой заменой однородной линии, когда особенностями процесса в виде суперпозиции «стоячей волны».

На рис.5. показана схема однородной линии, как «обобщенный трансформатор», содержащая входные и выходные параметры, определённые для исторического времени

На рис.5. показана схема однородной линии, как «обобщенный трансформатор», содержащая входные и выходные параметры, определённые для исторического времени

В работе проведена связь времён критического мышления с кризисом

бронзы и меди, начиная с шести тысяч лет до н.э. и мышлением во временной период устойчивого появления железа с $1,3 \cdot 10^3$ лет до н.э. и далее, продвинутого первобытного общества, начиная с «Оси» времени [12].

Из принятой схемы (рис.6) можно определить риски по всему спектру мышления населения во времени до новых исторических эпох (рис. 6):

$$M_{\xi} \cdot q_0 = M_{\xi+1} \cdot q_{\xi+1} \quad q_{\xi+1} = \frac{M_{\xi} \cdot q_0}{M_{\xi+1}} \text{ о.е.} \quad (36)$$

$$q_1 = 2,48 \cdot 10^{-9} \text{ о.е.}; q_2 = 1,443 \cdot 10^{-5} \text{ о.е.}; q_3 = 7,11 \cdot 10^{-2} \text{ о.е.};$$

$$q_4 = 1,991 \cdot 10^{-4} \text{ о.е.}. \quad (36)$$

Полученный результат риска (36) практически совпадает с риском проф. Соловьёва В.А. ($q_4 = 4,3 \cdot 10^{-4}$ о.е), по гиперболической модели [5].

Запасы информации и информационные потоки в биоте и цивилизации (генетическую информацию) можно сохранить при условии, если запасы информации памяти человека $I_{\text{чел}}$ оценивать, как [1]: $M_{\text{инф}\xi} = I_{\text{чел}\xi} \cdot M_{\text{чел}\xi}$

$$\text{бит/с, или } M_{\text{инф}\xi^2} = (I_{\text{чел}\xi} \cdot M_{\text{чел}\xi})^2 \text{ (бит/с)}^2, \quad (37)$$

Представленные риски на рис. 6 и [12,19] показывают на тенденцию значительного ухудшения общечеловеческого мышления в Новой эре к 2050 – летию, какой бы исход катастрофы обезумевшего общества не был (летальный не предусмотрен), всё - таки надежда, шанс «поумнения» человечества существует. Начиная с 2050 года, надежда на уменьшения риска очевидна – кривая от временной отрицательной экспоненты выходит к практически длительному прямому участку логистической функции.

Обсуждение результатов

Потребление мощности Социумом составляет $\varepsilon_{\xi} = 0,9 \cdot \sum P_{\xi}$. Современное глобальное общество называют обществом риска (У. Бек). [20]. Многие вопросы Мироздания того времени до сих пор не чётко изложены не только К. Ясперсом, но и учёными современного мира. К таким проблема относятся, например: нет чёткого определения терминов, как например: «сознание и «мышление».

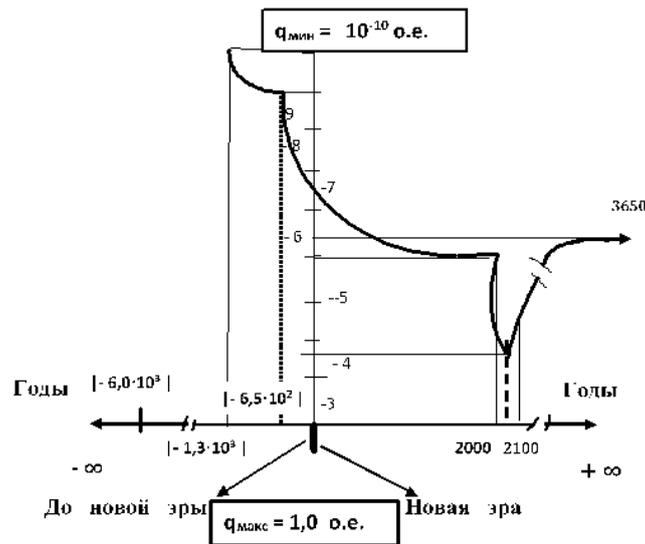


Рис.6. Расчётные риски функций критических мышлений в различных исторических эпохах

Потому современный Человек (и соответственно К. Ясперс в своё время) не смогли преодолеть себя в борьбе с самим собой за право быть полезной **Геологической силой** (по В.И. Вернадскому), по многим причинам: искарёженная Природа, системные предубеждения, не желание дать будущим поколениям полноценное существование и пр. Но, зато → Современный человек, достигнув значительных успехов в науке и технике «почти решил проблему» будущей глобальной катастрофы Земли. Результат полученного автором статьи риска подтверждается многими учёными (см. Интернет).

Автор уверен, что для многих учёных, поднятые К. Ясперсом, вопросы актуальны и в настоящее время.

Заключение

Поставленная цель в начале статьи выполнена:

- обоснован инвариант критического мышления людей на временной

траектории: $-\infty \leftarrow (-\infty \leftarrow \varphi_0 > 0) > 0$, где φ_0 - начальная фаза колебаний (память предыдущих действий материи (Природы) и мышления людей);

- определено время начала отсчёта $t_{\text{нач.}} = 6000$ лет до н.э. для φ_0 - начальной фазы колебаний на оси времени; $x^{\text{н}}_0 = \varphi_0 = x^{\text{п}}$, при этом $\varphi_0 > 0 \rightarrow t_0 = | - 1,3 \cdot 10^3 |$ лет до н.э.;

- приведены расчёты мышления (M_{ξ}) и рисков (q_{ξ}) людей для каждой

исторической временной эпохи в пределах от 6000 лет до н.э. далее до 3650 лет н.э., по которым построены графики (рис. 5 и 6), соответствующих функций от времени.

- основы придания гармоническим колебаниям неравновесной

устойчивости частиц мышления в процессе передачи информации в

современную систему «Природа – Общество – Человек»,

изложены в работе

- проведены аналитические уточнения сглаживания функций: отрицательная экспонента – логистическая функция (рис. 1.), при их стыковке.

По Ясперсу, человечество движется к постоянной универсализации культурно – исторических связей и основой, предпосылкой, необходимым условием такого движения становятся свобода субъекта и общегуманистические ценности..

Великий К. Ясперс первым в мире сумел сформулировать основы самопознания людей предыдущего ($- 10000$) лет до н. э. и текущего на объективные препятствия ($- 6000$) до н. э. времён мышления людей (конец Ледникового периода, появления письменности и трагедию медно – железного мира и пр.).

В истории Ясперс искал пути, ведущего к достижению основополагающего знания о человеке. Но как достичь поставленную задачу?

Современники не сумели оценить торжество критического мышления К. Ясперса. Дальнейшее развитие Нового мира показало причины различия Ясперса с современниками:

Мысль Ясперса об «Оси» времени значительно опередила время, но не достаточна для перехода к решению проблем 2000 - 2100 годов н.э. – от мира индустриализации до «величия» развитого капитализма .

Литература

1. П Тейяр де Шарден Время, пространство и современность. М.: Дельфис, 2016.

2. Петров, М.М. Третьяков. Светомобр. Свето - магнито - биологический ритм Вселенной - Санкт Петербург: Изд. Медицинская пресса, 2006, - 440 с.

3. Экология. Лекция 5 Популяции 1 30. 09. 2013

4. Горшков В.Г. Биотическая регуляция окружающей среды. [rjee.ru](http://rjee.ru/wp-content/uploads/2020...rjee_5.....2020...ru.pdf)wp-content/uploads/2020...rjee_5.....2020...ru.pdf

5. Кузнецов О.Л., Кузнецов П.Г., Большаков Б.Е. Система: «природа - общество – человек» - устойчивое развитие. - Дубна, 2000.
6. Розанов Д.В. Человек в свете всеобщих законов Природы. – М.: Знание, 1999.
7. Ахматова А. М. Математические модели экономических процессов: Монография. — Уфа: РИЦ БашГУ, 2009. — 140 с.
8. Гусейнов М. К., Раджабов О. Р. Концепции современного естествознания. — М.: ИТК «Дашков и К°», 2005.
9. Сухонос. Часть III. Три уровня иерархии информационных систем. — М.: Дельфис, 2016.
10. Вернандский В. И. Биосфера и ноосфера.— М.: Айрис-пресс, 2004.
11. Валерий Легасов: человек, который спас Европу [dtf.ru>lfe/52073-valeriy-legasov-chelovek...spas...12.](http://dtf.ru/life/52073-valeriy-legasov-chelovek...spas...)
12. Концепция «осевого времени» по Карлу Ясперсу. [vk.com>wall414585698_2617](https://vk.com/wall414585698_2617)
13. Дифференциальные модели в биологии и медицине. Рост с насыщением. [reshator.com>...differencialnye-modeli-v...biologii-i...](http://reshator.com...differencialnye-modeli-v...biologii-i...)
14. Капица С.П. Сколько людей жило, живет и будет жить на земле. Очерк теории роста человечества. Москва 1999.
15. Яшин А. А. Феноменология ноосферы... Части 1. и 2. — М. — Тверь — Тула, 2011.
16. Малахов А. От камня в руке до смартфона в кармане ... Культура, 2020.
17. Валерий Легасов: человек, который спас Европу [dtf.ru>lfe/52073-valeriy-legasov-chelovek...spas...](http://dtf.ru/life/52073-valeriy-legasov-chelovek...spas...)

УДК 53 01

ПАРАДОКСЫ ФИЗИКИ

Трутнев А.Ф

*Кандидат сельскохозяйственных наук, пенсионер,
Россия 446430 Самарская г.Кинель ул. Мира 72*

PARADOXES OF PHYSICS

A.F. Trutnev

Russia 446430 Samara, Kinel, 72 Mira str.

АННОТАЦИЯ

В статье изложены исследования, проведенные с помощью смоделированной ряда парадоксальных физических процессов. На основании полученных результатов им даны логически обоснованные объяснения. Так, представлен новый подход получения массы элементарными частицами. Раскрыта глубинная сущность отсутствия электромагнитного излучения электрона, находящегося в основном состоянии, при движении с непостоянной скоростью. Рассмотрены причины притяжения атомов нагретым телом. На принципиально новой основе описан механизм высокой проникающей способности нейтрино, длительность существования во времени и путешествие на огромные расстояния.

ANNOTATION.

The article describes the research carried out with the help of a simulated series of paradoxical physical processes. Based on the results obtained, they were given logically justified explanations. Thus, a new approach to obtaining mass by elementary particles is presented. The deep essence of the absence of electromagnetic radiation of an electron in the ground state when moving at a non-constant speed is revealed. The reasons for the attraction of atoms by a heated body are considered. On a fundamentally new basis, the mechanism of the high penetrating power of neutrinos, the duration of existence in time and travel over vast distances are described

Ключевые слова: смоделированная система: парадокс: электрон, нейтрино: квант; поле Хиггса: кварк, гравитон: масса: притяжение.

Keywords: simulated system: paradox: electron, neutrino: quantum; Higgs fields: quark, graviton: mass: attraction.

Введение

Парадокс это греческое слово. Оно означает понятие, противоречащее здравому смыслу. Согласно современным воззрениям физиков парадоксы это взаимоисключающие результаты достоверно проведенных исследований, или противоречащих фундаментальным законам физики. Например.

— В настоящее время известно нескольких видов нейтрино, которые совершают осцилляции, то есть могут спонтанно взаимно переходить друг в друга [3.с.151 -157]. А это означает, что нейтрино имеет массу. В тоже время научные эксперименты

показывают, что нейтрино движется со скоростью света. Но это прямое противоречие теории относительности, которая гласит, что такую скорость могут развивать только частицы, не имеющие массу;

— Несмотря, на внушительные успехи в познании электрона, как одной из основополагающих частиц физического мира, он до сих пор остается загадкой природы. Одним из парадоксальных положений этой частицы является заряд [5.с.997]. Электрон в 1840 раз легче протона, но заряды у них одинаковы по величине и обратные по знаку. Другим парадоксом электрона является

его способность, находясь в основном состоянии при движении с меняющейся скоростью, не излучать энергию. А это противоречит

закону движения заряженных частиц, который гласит, что при движении с непостоянной скоростью они должны излучать электромагнитные волны;

— Крупные массивные тела формируют вокруг себя столь мощные гравитационные поля, что они искривляют траектории фотонов световых волн. Возникает парадоксальный вопрос. Почему гравитация влияет на свет? Фотоны не имеют массы и движутся по прямолинейным траекториям;

— По современным представлениям физиков неделимыми частицами на сегодня считаются кварки. Они являются составными частями протонов и нейтронов и обладают электрическим и цветным зарядами. Открытие кварков, позволило существенно раздвинуть границы познания природы. И в тоже время возникла необходимость объяснить связанные с этим парадоксальные проблемы. Оказалось, что кварки держатся внутри протонов и нейтронов благодаря обмену — глюонами. И чем дальше расходятся кварки, тем сильнее между ними связь и наоборот, с уменьшением расстояния, на которых происходит это взаимодействие она падает. Хотя, как известно сила взаимодействия между электрическими зарядами с уменьшением расстояния между ними возрастает. Как известно существование кварков было теоретически предсказано, а затем они были открыты экспериментально [2.с.139]. Чтобы расчеты теоретической модели были работоспособны, заряд электрона был раздроблен, хотя физической науке неизвестно ни одной частицы с дробным электрическим зарядом

— Особое место в Стандартной модели занимает поле Хиггса. Дело в том, что согласно симметрии микромира, элементарным частицам запрещено иметь массу, а скалярное поле Хиггса спонтанно нарушает эту симметрию, и вытекающие из неё запреты не выполняются. Считается, что элементарные частицы приобретают массу, взаимодействуя с этим полем. Эта особенность и делает поле Хиггса парадоксальным. Если все физические поля в вакууме находятся в состоянии с самой низкой энергией, то есть их напряжение равно нулю, то хиггсовское поле в вакууме имеет не нулевое напряжение.

В данной статье сделана попытка дать логическое объяснение выше приведенным парадоксальным закономерностям физики с помощью смоделированной системы, базирующейся на следующих принципах.

Методика моделирования

Реалии (R) окружающего мира являются результатом взаимодействия материи (W) и пространства (P).

$R = W + P$ где W—материя, P--пространство

В смоделированной системе материя и пространство были разделены на неделимые (гипотетические) частицы и обозначены

следующим образом: g –положительно заряженная частица – гравитон, p –отрицательно заряженная частица пространства – протон.

Пространство в ней представлено совокупностями протонных, собранных в «силовые нити», которые, в свою очередь, образуют своеобразную «сеть», равномерно напряженную во всех направлениях за счет сил отталкивания одноименных зарядов.

Материя в ней представлено совокупностями гравитонов, размещенных определенным образом в силовых нитях. Способы этих размещений определяют многообразие физического мира.

Энергия в системе является формой взаимосвязи материи с пространством. В ней она представлена в двух видах: энергии материи и энергии пространства. Они взаимно переходят друг в друга и служат основой для формирования всего многообразия различных видов энергии и способов их перехода одного вида в другой.

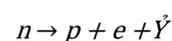
Результаты исследований

В научной среде существует мнение о том, что все результаты опытных работ, противоречащих современной картине мира должны быть тщательно изучены. Ибо наука и развивается благодаря проверке самых неожиданных предположений. А все выше приведенные парадоксы, как раз ими и являются. Рассмотрим их с позиции смоделированной системы.

— В данной статье сделана попытка дать логическое объяснение выше приведенным парадоксальным закономерностям физики с помощью смоделированной системы, базирующейся на следующих принципах.

1. Нейтрино. Эта частица движется близкой к скорости света и обладает такой проникающей способностью, что может беспрепятственно пронизать земной шар. Возникает нейтрино в результате бета – распада и уносит энергию и импульс. Масса нейтрино в настоящее время еще точно не измерена, но, по мнению ученых, составляет доли электрон-вольта. Поэтому обнаружить частицу довольно затруднительно. У физиков до сих пор остается ряд открытых вопросов о свойствах этих уникальных и загадочных частиц. Например, не раскрыт механизм движения нейтрино в пространстве, обеспечивающий ему высокую проникаемость массивных объектов. Неизвестно, чем обусловлен приток дополнительной энергии, позволяющий ему двигаться длительный период путешествия во времени

В рамках смоделированной системы эти процессы представлены следующим образом. При бета – распаде, нейтрон распадается на протон и электрон. При этом кинетическая энергия и энергия связи нейтрона расходуется на образование связи между образовавшимися частицами. Оставшийся избыток этой энергии уносит возникающая в процессе соединения новая частица электронное нейтрино.



Масса её ничтожно мала, поэтому можно предположить, что оно состоит из двух протон и одного гравитона (Рис.1. а). При таком структурном построении возможно путешествие частицы сквозь любые космические объекты, при наличии в них свободных от гравитонов силовых нитей. Подтверждение этому предположению дают следующие научно обоснованные сведения. Чтобы из недр Солнца достичь его поверхности, фотонам требуются многие годы, а нейтрино со скоростью близкой к скорости света беспрепятственно преодолевают этот путь. Это говорит о том, что в веществе даже с плотностью 150 г/см^3 имеется определенное количество силовых нитей свободных от гравитонов. Двигутся нейтрино в силовых нитях и сжимают их в направлении своего движения. При этом выделяется энергия материи,

благодаря которой частица может путешествовать в космическом пространстве длительное время и преодолевать огромные расстояния. Пример, тому существование реликтовых нейтрино, оставшихся после Большого взрыва. Нейтрино обладают свойствами взаимодействия друг с другом. В настоящее время

науке известны три вида нейтрино - электронное, мюонное и Тау-нейтрино. Считается, что они при движении могут взаимно переходить друг в друга. С позиции смоделированной системы этот феномен можно объяснить следующим образом. Например, электронное нейтрино, возникшее в недрах Солнца, двигаясь внутри силовых нитей, может захватить ещё один гравитон и превратиться в мюонное нейтрино, которое при присоединении ещё одного гравитона преобразуется в Тау-нейтрино (Рис.1.b).

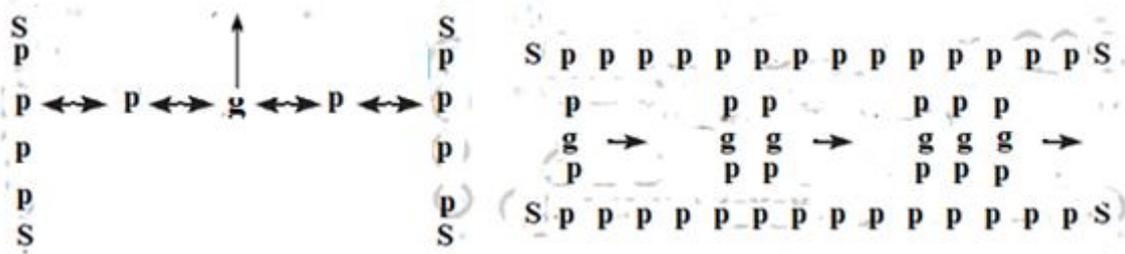


Рис 1 Схема движения нейтрино в силовых нитях пространства

a — механизм движения электронного нейтрино в силовых нитях пространства, b — переход электронного нейтрино ν_e в мюонное нейтрино ν_μ , а затем тау нейтрино ν_τ p — протон g—гравитон S — силовая нить

2. Электрон. Согласно положениям квантовой механики электроны в атоме не вращаются вокруг ядра, и не занимают в нем определенного положения, а находятся в области внутриатомного пространства, которая носит название атомной орбитали. Положение электрона в атоме и его импульс можно определить лишь с некоторой долей вероятности в соответствии с принципом неопределенности Гейзенберга. Когда атом находится в основном состоянии, все его электроны обладают энергией обратно пропорционально их расстояниям от ядра. При этом они могут иметь только определенный набор разрешённых энергетических уровней. Самое низшее энергетическое состояние электрона носит название основного, все его остальные состояния называются возбужденным. Считается, что электрон, находясь в основном состоянии, при движении не излучает электромагнитную энергию, а возбужденном излучает. В таком случае становится непонятным, каким образом электрон получает приток энергии, которая позволяет ему беспрестанно обращаться вокруг ядра. А также не позволяет объяснить причину не притяжения его ядром.

На этот процесс он тратит часть своей массы, которая преобразуется в энергию материи. Затем она сжимает силовые нити и консервируется в них виде энергии пространства. Электрон, наоборот, расширяет силовые нити, при этом излучается энергия материи, затраченная протоном на их сжатие. Выделившаяся энергия материи поглощается протоном и его масса восстанавливается. Затем цикл повторяется вновь Энергия, как известно, излучается квантами и следовательно, преобразование одного вида энергии в другой тоже происходит порциями, то есть дискретно. Из этого можно сделать предположение. Что объем энергии материи, затраченной протоном на сжатие силовых нитей и объем энергии материи, излученной в результате их расширения электроном одинаковы (Рис.2. а) Этим и объясняется способность электрона, находящегося в связанном состоянии в атоме, вечно обращаться вокруг ядра. Если атом поглощает квант энергии, то он приходит в возбужденное состояние. При этом объемы энергии смещаются в сторону энергии материи (Рис.2.b) В возбужденном состоянии электрон долго находиться не может. Он испускает фотон и переходит в основное состояние (Рис.2. c).

Попробуем разобраться в этих вопросах с помощью смоделированной системы. Согласно её базовым принципам протон сжимает силовые нити.

Электронная орбиталь в атоме водорода имеет форму сферы. Её электронная формула $1s$. В центре

сферы находится положительно заряженный протон. Располагаясь в этой сфере, электрон находится на ближайшем к ядру энергетическом уровне, и обладает самой низкой энергией. Находясь в орбитали $1s$, электрон не может приближаться к протону, ближе определенного расстояния r (Рис 3. а). Дело в том, что электрон в атомах движется всегда в направлении более высокой степени сжатия силовых нитей. На протяжении всего дальнейшего расстояния до протона их степень сжатия находится на одном уровне. Поэтому чтобы электрон преодолел это расстояние для этого атому необходимо поглотить квант внешней энергии. В этом случае произойдет дополнительное сжатие силовых нитей, и электрон станет двигаться в направлении протона (Рис 3.b).

В итоге протон поглотит электрон и превратится в нейтрон. Этим и можно объяснить, почему в атомах электроны не «падают» в их ядра.

Что же касается принципа неопределенности Гейзенберга, то этот феномен можно объяснить следующим образом. Протон сжимает силовые нити во всей атомной орбитали, но степень их сжатия не везде одинакова. Электрон всегда движется в направлении повышенной степени сжатия силовых нитей. У протона целый спин, а у электрона он равен $1/2$ спина. Двигутся частицы с субсветовыми скоростями. Поэтому определить в каком месте внутри атомного пространства в данный отрезок времени находится самая высокая степень сжатия силовых нитей невозможно

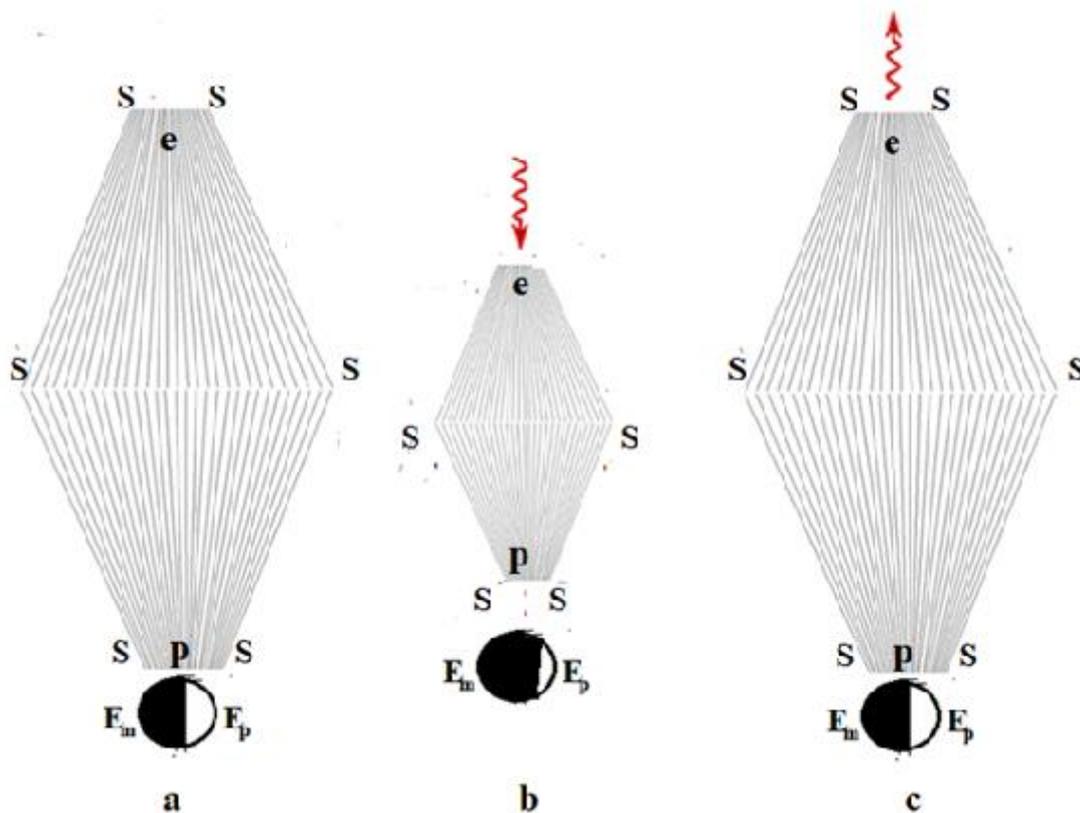


Рис.2 Схема перехода атома водорода из основного состояния в возбужденное состояние и наоборот
 а – атом водорода в основном состоянии b – он же возбужденном состоянии с – он же вновь в основном состоянии
 E_m – энергия материи E_p – энергия пространства S – силовая нить e – электрон p – протон

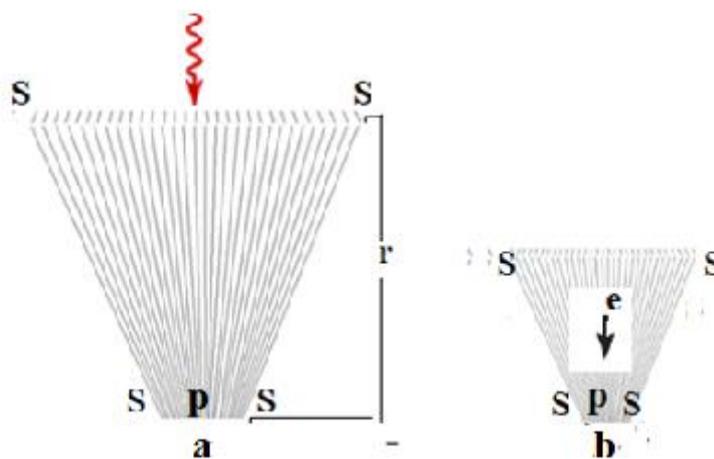


Рис.3. Схема взаимодействия электрона с протоном в атоме водорода, находящегося в стабильном состоянии

Et - энергия материи *E_p* – энергия пространства *S* – силовая нить *e* - электрон *p* - протон *r* - расстояние

3. Электромагнитное излучение. На сегодня теоретически предсказан и экспериментально подтвержден эффект влияния теплового излучения, на атомы химических элементов. Суть заключается в том, что нагретое тело способно притягивать находящиеся поблизости от него атомы. Это физическое явление на первый взгляд кажется абсурдным. Ведь тепловое излучение это электромагнитная волна, она не имеет массы и как она может притягивать массивные частицы? Ученые из Калифорнийского университета в Беркли [1.с.39 - 51], проводили такой эксперимент с помощью атомного интерферометра и сделали следующее заключение. Тепловое излучение нагретого тела не притягивает атомы, а они сами движутся к нему в направлении повышенной плотности излучения. Дело в том, что атомам выгодно находится в состоянии пониженной энергии, а тепловое излучение понижает их энергию и чем оно плотнее, тем ниже их уровень энергии. Но в то же время сам механизм этого движения, под действием каких сил происходит это движение, ученые не раскрывают.

С позиции смоделированной системы этот феномен можно объяснить следующим образом. Нагретое тело испускает тепловое излучение. Её мощность возрастает пропорционально температуре.

$W = T^4$ где *W* — мощность *T*—температура

Тепловое излучение распространяется во все стороны от нагретого тела и сжимает вокруг него силовые нити (Рис.4). Плотность излучения падает пропорционально квадрату расстояния.

Находящиеся поблизости атомы, представляют собой совокупности гравитонов определенным образом размещенные в силовых нитях. Тепловое излучение сжимает, силовые нити вокруг атомов и внутри них. Гравитоны, составляющие атомы начинают движение в направлении более высокой степени сжатия, то есть в сторону нагретого тела. Судя по данным приведенным физиками, проводившим эксперименты, силы притяжения атомов нагретыми телами, доминировали над гравитационным притяжением и силами давления электромагнитных волн на атомы как на мишени. Следует отметить, что силы притяжения атомов нагретыми телами будут проявляться до определенных показателей температуры. Ситуация изменится, если тело, нагреется до нескольких тысяч градусов К. В этом случае, степень сжатия силовых нитей внутри атома достигнет таких величин, что произойдет переход электронов с самых высоких энергетических уровней на самые низшие уровни. При этом сами атомы испускают фотоны, которые в свою очередь воздействуют на нагретое тело и движение атомов в сторону нагретого тела прекратится.

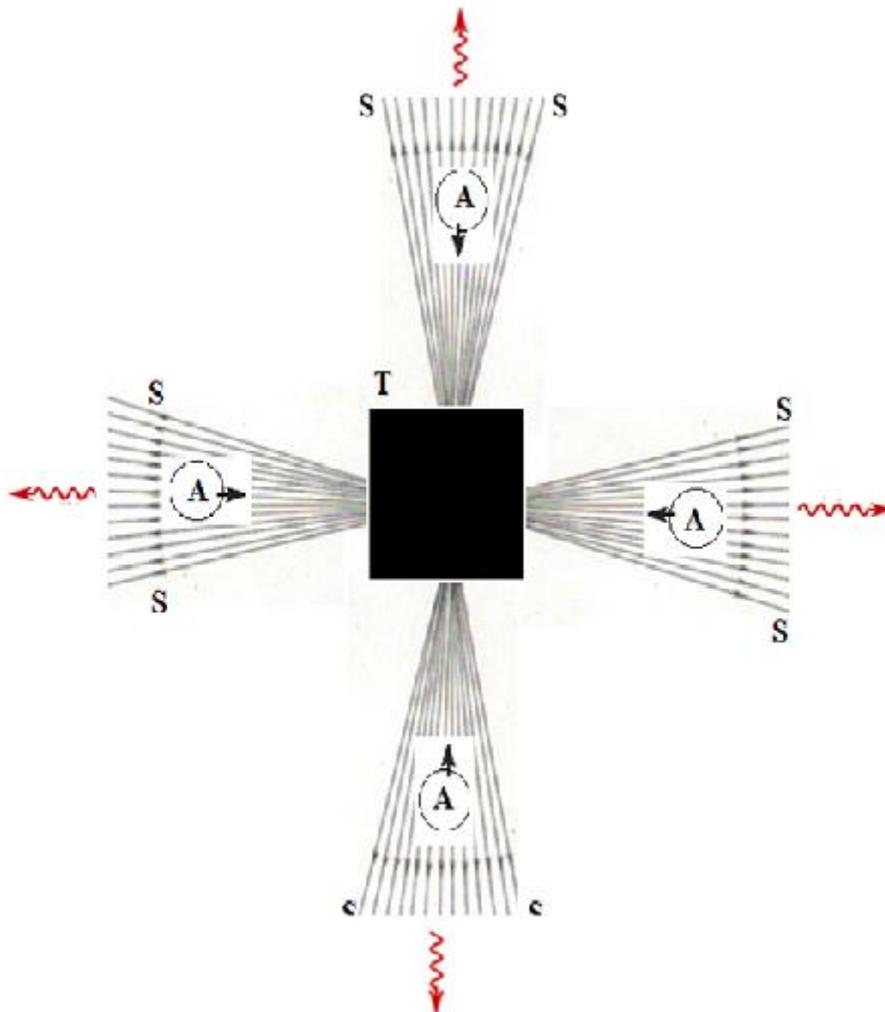


Рис.4 Схема движения атомов в направлении нагретого тела
 T — нагретое тело A — атом S — силовая нить

4. Кварки. Одними из основных частиц, составляющих Стандартную модель, являются кварки. Согласно предложенной теории кварков один тип кварков имеет положительный заряд в $2/3$ заряда электрона, а другой имеет отрицательный заряд $-1/3$ заряда электрона. Кроме электрических зарядов кварки имеют и цветные заряды. [1.с.57 - 69]. Но, частицы с дробными зарядами должны иметь и соответствующие массы. Например. Частица с зарядом $-1/3$ должна иметь массу $0,17$ МэВ, а частица с зарядом $+2/3$ соответственно $0,34$ МэВ. Масса же кварка **d**, с дробным зарядом $-1/3$ полученная опытным путем составляет $4,8$ МэВ, а масса кварка **u** с зарядом $+2/3$ соответственно $2,01$ МэВ. Такое существенное расхождение между массами с дробными зарядами и массами кварков, ученые объясняют специфической структурой строения кварков. По их мнению, кварк представляет собой частицу, состоящую из ядра с дробным зарядом, окруженного его облаком из глюона. Получается нестыковка

В настоящее время известно 6 типов кварков: **u.d.s.c.b.t** На сегодняшний день они считаются неделимыми частицами. С позиции силовых нитей пространства это утверждение не состоятельно

Попробуем это доказать следующим образом. Если предположить, что кварки состоят только из гравитонов или из протониев то получим следующее. Кварки **u**, **c** и **t** состоят из гравитонов, а кварки **d**, **s** и **b** состоят из протониев (Рис.5. а). Первые кварки будут сжимать, а вторые расширять силовые нити. В этом случае отпадет необходимость вводить дробные заряды. Кварки это части конструкции частиц, которые из них состоят. Приведем это утверждение на следующих примерах

Протон состоит из трех кварков: двух кварков **u** и одного кварка **d** (Рис.5. b). Давление внутри протона направлено от периферии к центру. Оно у него колоссально и составляет 10^{35} Па, степень сжатия силовых нитей пространства при этом достигает 10^{-30} м. Протон имеет сферическую форму. У него имеется вход и выход, через которые в него проникают силовые нити, когда он движется по ним. Функции кварков, составляющих протон различны. Кварки **u** сжимают силовые нити, а кварк **d** их расширяет. Но, так как их два, то выходят силовые нити из протона сжатыми (Рис.6 а). В результате сжатия силовых нитей выделяется энергия пространства, которая переходит в

энергию материи. Это и есть те самые «пакеты» энергии, которыми кварки непрерывно обмениваются между собой. Пакеты называются глюонами. Чтобы кварки были расположены на определенном расстоянии друг от друга, необходимо непрерывное выделение определенного количества пакетов энергии. Функция кварка *d* и заключается в том, что он уменьшает степень сжатия силовых нитей

кварками *u* и тем самым регулирует выделение энергии глюонов до необходимых пределов.

Нейтрон состоит из двух кварков *d* и одного кварка *u* (Рис.5. с). У него сферическая форма. Он также имеет вход и выход, через которые его пронизывают силовые нити, когда он движется по ним. Кварки расположены внутри нейтрона таким образом, что в результате их воздействия на проходящие сквозь нейтрон силовые нити степень их сжатия не изменяется

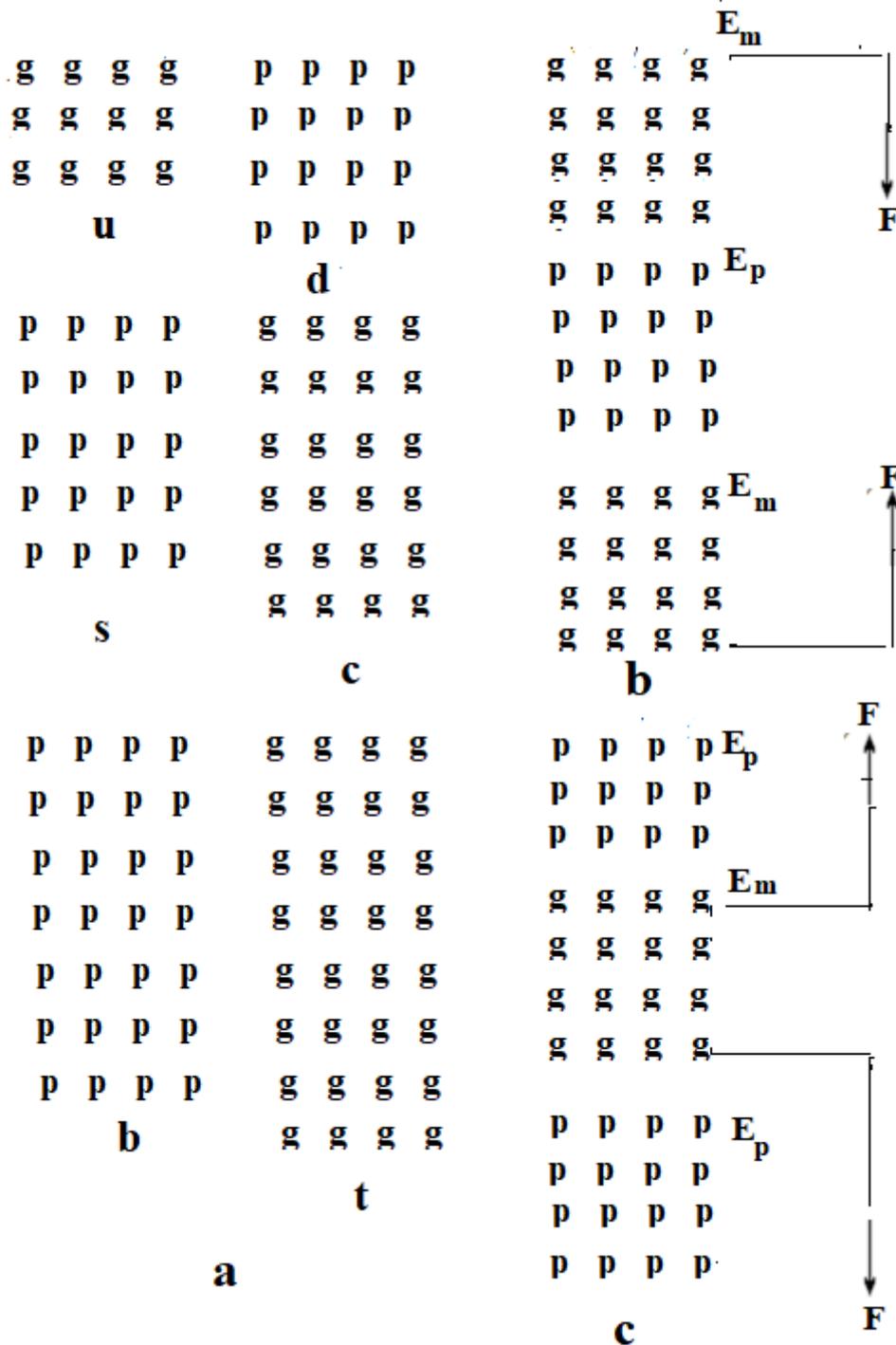


Рис.5 Предполагаемые схемы строения кварков и частиц
a - строение кварков, *b* – внутреннее строение протона *c* – внутреннее строение нейтрона E_m – энергия материи E_p – энергия пространства F -давление

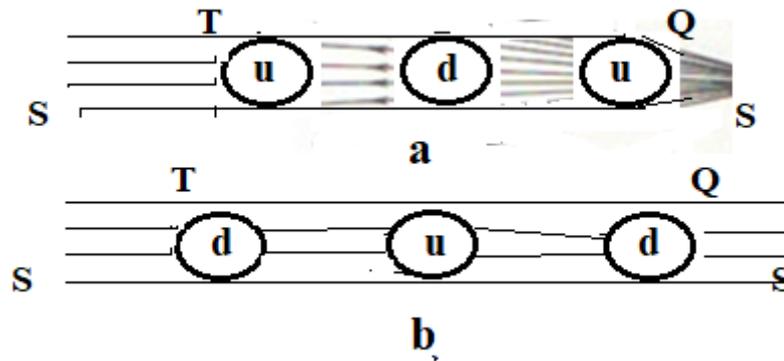


Рис.6 Предполагаемые схемы сжатия силовых нитей внутри частиц
a - протоном b - нейтроном S- силовая нить T – вход Q - выход

5. Поле Хиггса. Масса тел, несмотря на длительный период изучения учеными различных стран, остается загадкой природы. В настоящее время доминирует теория приобретения элементарными частицами массы путем взаимодействия с полем Хиггса, пронизывающим всю Вселенную. Считается, что при движении частиц через это поле они теряют скорость, и у них появляется масса. И чем больше снижается скорость частицы, тем больше становится её масса. Квантом этого поля считается бозон Хиггса, открытый в 2012 году на БАК[4.с.23 - 34]. Это открытие служит подтверждением гипотезы, выдвинутой физиком Хиггсом. Но, так как бозон Хиггса имеет много разных способов распада, то возникает подозрение, что была обнаружена частица, похожая на него. Тем более, что открытие бозона Хиггса произошло на пороге статистической значимости. Из этого делается вывод, что наряду с хиггсовским механизмом получения частицами массы, существуют и другие способы. Рассмотрим эти вопросы в рамках смоделированной системы. В ней функцию поля Хиггса выполняет Мировая сеть, состоящая из силовых нитей. Она наполнена гравитонами и

простоном. Из них и квантов поступившей внешней энергии образуются частицы с определенной массой. Представим это утверждение на следующем примере. При прямом столкновении когерентных фотонов (Рис.7) образуется фотон, энергия которого равняется сумме энергий исходных фотонов. В момент слияния фотон пронизывает Мировую сеть, Присутствующие в ней свободные гравитоны и простоны перетекают в него. Гравитоны сосредотачиваются в гребне волны, где превалирует энергия материи, а простоны накапливаются в её впадине, где доминирует энергия пространства. Из простонов рождается электрон, а из гравитонов позитрон, разлетающиеся в разные стороны. Но рождаются античастицы лишь в случае, если энергия образовавшегося фотона будет не менее 1,02МэВ. Степень сжатия силовых нитей в месте слияния фотонов должна быть сравнима со степенью их сжатия внутри античастиц. Количество гравитонов и простонов должно быть достаточной для образования обеих частиц. Если одно из этих условий не выполняется, то рождаются виртуальные частицы и исчезают.

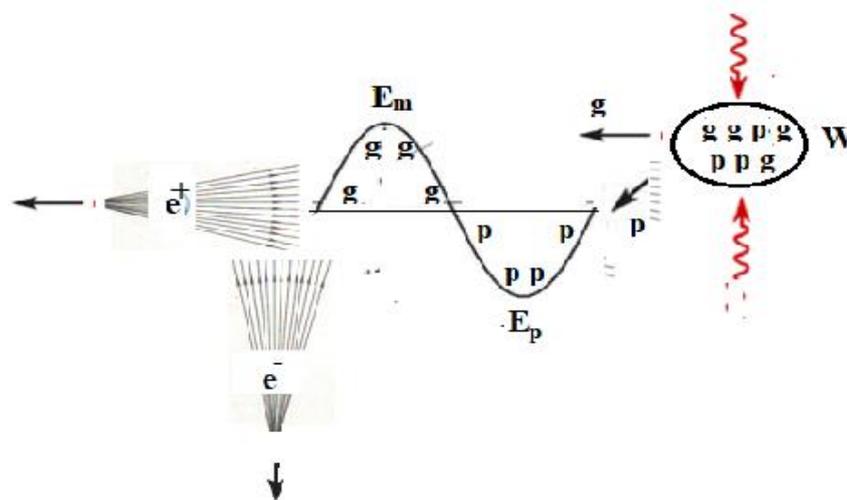


Рис.7 Образование пары античастиц из энергии фотона
 e^- – электрон e^+ – позитрон E_m – материя энергии E_p – материя пространства W – Мировая сеть g – гравитон p – протон

В соответствии с теорией Большого Взрыва все существующие формы материи образовались из энергии. В основе базисных принципов смоделированной системы лежит предположение о том, что неделимыми частицами мироздания являются сгустки энергии материи гравитоны и сгустки энергии пространства протонны. Эти частицы появились в результате флуктуаций энергии на ранней стадии становления Вселенной при сильной степени сжатия силовых нитей и колоссальной температуре. Они составляют массу покоя, которая является частью общей массы

(М)элементарных частиц и материальных тел. В общую массу входит также масса движения.

$M = m_j + m_v$ где m_j –масса покоя m_v –масса движения

Массу движения приобретают гравитоны при движении в силовых нитях. Они сжимают силовые нити в направлении своего движения. В результате выделяется энергия материи, затраченная на их сжатие. Затем она переходит в энергию пространства, которая преобразуется в связи между отдельными частями вещества. В таблице приведены проценты перехода массы в энергию

Таблица

Наименование физических процессов	Местоположение физических процессов	Процент перехода массы в энергию от общей массы
Образование связи между атомами	Межатомное пространство	0, 000001
Образование связи между электронами и протонами в атомах	Внутриатомное пространство	0,001
Образование связи между протонами и нейтронами в ядрах	Внутриядерное пространство	0,1—0,9
Аннигиляция	Связи между гравитонами и протонами в античастицах	50
Большой Взрыв		100

Выводы

1. Высокая способность проникновения нейтрино связана с их движением в силовых нитях, свободных от гравитонов. Длительность существования во времени и путешествие на огромные расстояния объясняется тем, что энергию для движения нейтрино получают за счет периодического сжатия и расширения силовых нитей, образованной из них Мировой сети. Всем типам нейтрино свойственна суперпозиция. Их масса не остается постоянной, а может в процессе движения увеличиться или, наоборот, уменьшиться. Возможность преобразования одного вида нейтрино в другой определяется их структурным построением

2. Протон сжимает силовые нити внутриатомного пространства и на это тратит часть своей массы, которая переходит в энергию. Электрон расширяет силовые нити внутриатомного пространства. При этом выделяется энергия, затраченная на их расширение, и она снова поглощается протоном. Если электрон находится на постоянном энергетическом уровне, то баланс этих энергий нулевой. Этим и объясняется способность электрона, находящегося в основном состоянии не излучать электромагнитную энергию при движении с изменяющейся скоростью.

3. Нагретое тело испускает тепло, а это электромагнитные волны. Они сжимают силовые нити окружающего тело пространства. При этом плотность излучения, а с ним и степень сжатия силовых нитей падает с расстоянием. Находящиеся вблизи нагретого тела атомы, представляют собой совокупности гравитонов. С момента сжатия гравитоны атомов начинают движение в силовых нитях в направлении наибольшей степени их сжатия, то есть в сторону тела. Эти и объясняется парадоксальность явления, когда безмассовая волна притягивает частицу, обладающую массой.

4 Кварки составные частицы. Одни из них состоят из гравитонов и несут $+(2/3)$ положительного заряда. Другие состоят из протоннов и несут $-(1/3)$ отрицательного заряда. Положительный заряд $(+1)$ представляет собой определенную степень сжатия силовых нитей. А отрицательный заряд (-1) определенную степень их расширения. Дробный заряд $+(2/3)$ означает $2/3$ от полной степени сжатия, а $-(1/3)$ от полной степени расширения.

5. Мировая сеть из силовых нитей пространства одна из видов формы материи. Это поле переносчиком его взаимодействий является расстояние между силовыми нитями, поэтому в отличие от других полей во Вселенной она имеет не нулевое напряжение энергии.

Литература

- 1 Лексин Г.А.Кварки в ядрах. Соровский образовательный журнал, N 12, 1996 .с.57 -69
- 2.. Окунь Л. Б. Лептоны и кварки. 4-е изд. М., 2008 с.139
3. Понтекорво Б. Электронные и мюонные нейтрино, ЖЭТФ, 1959, т.37, вып.6, с.1751-1757
4. Понятов А.И Хиггс открыт. Что дальше? 2015 года. // «Наука и жизнь» № 10, 2013 с. 23 – 34
- 5.Тамм, И.Е. Основы теории электричества / И.Е. Тамм. - Москва: Огни, 2003. - 997 с
- 6.Philipp Haslinger, Matt Jaffe, Victoria Xu, Osip Schwartz, Matthias Sonnleitner, Monika Ritsch-Marte, Helmut Ritsch, Holger Muller. Attractive force on atoms due to blackbody radiation// препринт arXiv:1704.03577 [physics.atom-ph]c.39 - 51

Ежемесячный научный журнал

Том 2 №90 / 2023

ГЛАВНЫЙ РЕДАКТОР

Макаровский Денис Анатольевич

AuthorID: 559173

Заведующий кафедрой организационного управления Института прикладного анализа поведения и психолого-социальных технологий, практикующий психолог, специалист в сфере управления образованием.

ЗАМЕСТИТЕЛЬ ГЛАВНОГО РЕДАКТОРА:

Чукмаев Александр Иванович

<https://orcid.org/0000-0002-4271-0305>

Доктор юридических наук, профессор кафедры уголовного права. Астана, Казахстан

РЕДАКЦИОННАЯ КОЛЛЕГИЯ

Штерензон Вера Анатольевна

AuthorID: 660374

Уральский федеральный университет им. первого Президента России Б.Н. Ельцина, Институт новых материалов и технологий (Екатеринбург), кандидат технических наук

Синьковский Антон Владимирович

AuthorID: 806157

Московский государственный технологический университет "Станкин", кафедра информационной безопасности (Москва), кандидат технических наук

Штерензон Владимир Александрович

AuthorID: 762704

Уральский федеральный университет им. первого Президента России Б.Н. Ельцина, Институт фундаментального образования, Кафедра теоретической механики (Екатеринбург), кандидат технических наук

Зыков Сергей Арленович

AuthorID: 9574

Институт физики металлов им. М.Н. Михеева УрО РАН, Отдел теоретической и математической физики, Лаборатория теории нелинейных явлений (Екатеринбург), кандидат физ-мат. наук

Дронсейко Виталий Витальевич

AuthorID: 1051220

Московский автомобильно-дорожный государственный технический университет (МАДИ), Кафедра "Организация и безопасность движения" (Москва), кандидат технических наук

Садовская Валентина Степановна

AuthorID: 427133

Доктор педагогических наук, профессор, Заслуженный работник культуры РФ, академик Международной академии Высшей школы, почетный профессор Европейского Института PR (Париж), член Европейского издательского и экспертного совета IEERP.

Ремизов Вячеслав Александрович

AuthorID: 560445

Доктор культурологии, кандидат философских наук, профессор, заслуженный работник высшей школы РФ, академик Международной Академии информатизации, член Союза писателей РФ, лауреат государственной литературной премии им. Мамина-Сибиряка.

Измайлова Марина Алексеевна

AuthorID: 330964

Доктор экономических наук, профессор Департамента корпоративных финансов и корпоративного управления Финансового университета при Правительстве Российской Федерации.

Гайдар Карина Марленовна

AuthorID: 293512

Доктор психологических наук, доцент. Член Российского психологического общества.

Слободчиков Илья Михайлович

AuthorID: 573434

Профессор, доктор психологических наук, кандидат педагогических наук.

Член-корреспондент Российской академии естественных наук.

Подольская Татьяна Афанасьевна

AuthorID: 410791

Профессор факультета психологии Гуманитарно-прогностического института. Доктор психологических наук. Профессор.

Пряжникова Елена Юрьевна

AuthorID: 416259

Преподаватель, профессор кафедры теории и практика управления факультета государственного и муниципального управления, профессор кафедры психологии и педагогики дистанционного обучения факультета дистанционного обучения ФБОУ ВО МГППУ

Набойченко Евгения Сергеевна

AuthorID: 391572

Доктор психологических наук, кандидат педагогических наук, профессор. Главный внештатный специалист по медицинской психологии Министерства здравоохранения Свердловской области.

Козлова Наталья Владимировна

AuthorID: 193376

Профессор на кафедре гражданского права юридического факультета МГУ

Крушельницкая Ольга Борисовна

AuthorID: 357563

кандидат психологических наук, доцент, заведующая кафедрой теоретических основ социальной психологии. Московский государственный областной университет.

Артамонова Алла Анатольевна

AuthorID: 681244

кандидат психологических наук, Российский государственный социальный университет, филиал Российского государственного социального университета в г. Тольятти.

Таранова Ольга Владимировна

AuthorID: 1065577

Уральский федеральный университет им. первого Президента России Б.Н. Ельцина, Уральский гуманитарный институт, Департамент гуманитарного образования студентов инженерно-технических направлений, Кафедра управление персоналом и психологии (Екатеринбург)

Ряшина Вера Викторовна

AuthorID: 425693

Институт изучения детства, семьи и воспитания РАО, лаборатория

профессионального развития педагогов (Москва)

Гусова Альбина Дударбековна

AuthorID: 596021

Заведующая кафедрой психологии. Доцент кафедры психологии, кандидат психологических наук Северо-Осетинский государственный университет им. К.Л. Хетагурова, психолого-педагогический факультет (Владикавказ).

Минаев Валерий Владимирович

AuthorID: 493205

Российский государственный гуманитарный университет, кафедра мировой политики и международных отношений (общеуниверситетская) (Москва), доктор экономических наук

Попков Сергей Юрьевич

AuthorID: 750081

Всероссийский научно-исследовательский институт труда, Научно-исследовательский институт труда и социального страхования (Москва), доктор экономических наук

Тимофеев Станислав Владимирович

AuthorID: 450767

Российский государственный гуманитарный университет, юридический факультет, кафедра финансового права (Москва), доктор юридических наук

Васильев Кирилл Андреевич

AuthorID: 1095059

Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого, Инженерно-строительный институт (Санкт-Петербург), кандидат экономических наук

Солянкина Любовь Николаевна

AuthorID: 652471

Российский государственный гуманитарный университет (Москва), кандидат экономических наук

Карпенко Юрий Дмитриевич

AuthorID: 338912

Центр стратегического планирования и управления медико-биологическими рисками здоровью ФМБА, Лаборатория экологической оценки отходов (Москва), доктор биологических наук.

Малаховский Владимир Владимирович

AuthorID: 666188

Первый Московский государственный медицинский университет им. И.М. Сеченова, Факультеты, Факультет послевузовского профессионального образования врачей,

кафедра нелекарственных методов терапии и клинической физиологии (Москва), доктор медицинских наук.

Ильясов Олег Рашитович

AuthorID: 331592

Уральский государственный университет путей сообщения, кафедра техносферной безопасности (Екатеринбург), доктор биологических наук

Косс Виктор Викторович

AuthorID: 563195

Российский государственный университет физической культуры, спорта, молодежи и туризма, НИИ спортивной медицины (Москва), кандидат медицинских наук.

Калинина Марина Анатольевна

AuthorID: 666558

Научный центр психического здоровья, Отдел по изучению психической патологии раннего детского возраста (Москва), кандидат медицинских наук.

Сырочкина Мария Александровна

AuthorID: 772151

Пфайзер, вакцины медицинский отдел (Екатеринбург), кандидат медицинских наук

Шукшина Людмила Викторовна

AuthorID: 484309

Российский экономический университет им. Г.В. Плеханова, Головной вуз: РЭУ им. Г.В. Плеханова, Центр гуманитарной подготовки, Кафедра психологии (Москва), доктор философских наук

Оленев Святослав Михайлович

AuthorID: 400037

Московская государственная академия хореографии, кафедра гуманитарных, социально-экономических дисциплин и менеджмента исполнительских искусств (Москва), доктор философских наук.

Терентий Ливиу Михайлович

AuthorID: 449829

Московская международная академия, ректорат (Москва), доктор филологических наук

Шкаренков Павел Петрович

AuthorID: 482473

Российский государственный гуманитарный университет (Москва), доктор исторических наук

Шалагина Елена Владимировна

AuthorID: 476878

Уральский государственный педагогический университет, кафедра теоретической и прикладной социологии (Екатеринбург), кандидат социологических наук

Франц Светлана Викторовна

AuthorID: 462855

Московская государственная академия хореографии, научно-методический отдел (Москва), кандидат философских наук

Франц Валерия Андреевна

AuthorID: 767545

Уральский федеральный университет им. первого Президента России Б.Н. Ельцина, Институт государственного управления и предпринимательства (Екатеринбург), кандидат философских наук

Глазунов Николай Геннадьевич

AuthorID: 297931

Самарский государственный социально-педагогический университет, кафедра философии, истории и теории мировой культуры (Москва), кандидат философских наук

Романова Илона Евгеньевна

AuthorID: 422218

Гуманитарный университет, факультет социальной психологии (Екатеринбург), кандидат философских наук

Ответственный редактор
Чукмаев Александр Иванович
Доктор юридических наук, профессор кафедры уголовного права.
(Астана, Казахстан)

Статьи, поступающие в редакцию, рецензируются. За достоверность сведений, изложенных в статьях, ответственность несут авторы. Мнение редакции может не совпадать с мнением авторов материалов. При перепечатке ссылка на журнал обязательна. Материалы публикуются в авторской редакции.

Адрес редакции:

198320, Санкт-Петербург, Город Красное Село, ул. Геологическая,
д. 44, к. 1, литера А

Адрес электронной почты: info@national-science.ru

Адрес веб-сайта: <http://national-science.ru/>

Учредитель и издатель ООО «Логика+»

Тираж 1000 экз.

Отпечатано в типографии 620144, г. Екатеринбург,
улица Народной Воли, 2, оф. 44

Художник: Венерская Виктория Александровна

Верстка: Коржев Арсений Петрович

Журнал зарегистрирован Федеральной службой по надзору в сфере связи,
информационных технологий и массовых коммуникаций.