

НЕКОММЕРЧЕСКОЕ АКЦИОНЕРНОЕ ОБЩЕСТВО
«АЛМАТИНСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ ЭНЕРГЕТИКИ И СВЯЗИ ИМЕНИ
ГУМАРБЕКА ДАУКЕЕВА»

УДК 621.396.6:004.5:004.942

На правах рукописи

БАКИРОВ АХАТ СЕРІКҰЛЫ

**РАЗРАБОТКА ТЕОРЕТИЧЕСКИХ ОСНОВ МЕТОДОВ
ПРОТИВОДЕЙСТВИЯ СОВРЕМЕННЫМ ФОРМАМ
ИНФОРМАЦИОННОЙ ВОЙНЫ**

6D071900 – Радиотехника, электроника и телекоммуникации

Диссертация на соискание степени доктора философии PhD

Научный консультант:
доктор химических наук,
кандидат физико-математических наук,
профессор, академик И.Э. Сулейменов

Зарубежный научный консультант:
доктор философских наук,
профессор О.А. Габриелян

Республика Казахстан
Алматы 2023

СОДЕРЖАНИЕ

НОРМАТИВНЫЕ ССЫЛКИ	3
ОБОЗНАЧЕНИЯ И СОКРАЩЕНИЯ	4
ВВЕДЕНИЕ	5
1 ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ, ТЕЛЕКОММУНИКАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ И ИНФОРМАЦИОННАЯ ВОЙНА: ОБЩИЙ ВЗГЛЯД НА ПРОБЛЕМУ	14
1.1 Перспективы развития систем сверхсильного искусственного интеллекта в контексте проблематики информационной войны	14
1.2 Трансформации «информационного оружия» и проблематика искусственного интеллекта с точки зрения обеспечения интеллектуального суверенитета страны: обострение информационной войны в научно-технической сфере	23
1.3 Методологические аспекты разработки систем сверхсильного искусственного интеллекта: истолкование понятия «интеллект» на основе принципа диалектической симметрии	30
1.4 Выводы по главе	35
2 НОВЫЕ ПОДХОДЫ К ИСТОЛКОВАНИЮ ПОНЯТИЯ «НЕЙРОННАЯ СЕТЬ» НА ОСНОВЕ АНАЛОГИЙ С РАДИОТЕХНИЧЕСКИМИ СИСТЕМАМИ	36
2.1 Функционирование нейронных сетей с точки зрения помехоустойчивого кодирования	36
2.2 Доказательства существования аналогий между функционированием нейронных сетей и помехоустойчивых кодов	43
2.3 Схемотехническая реализация системы помехоустойчивого декодирования на основе операции скалярного произведения	58
2.4 Выводы по главе	73
3 НОВЫЕ ПОДХОДЫ К АНАЛИЗУ И ПОСТРОЕНИЮ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ	74
3.1 Переход к дискретному описанию факторов информационной войны: возможность использования нейросетевых моделей	74
3.2 Функционирование нейронных сетей с точки зрения проективной геометрии	87
3.3 Переход к нейронам с произвольным числом входов	92
3.4 Особенности записи информации в неупорядоченные среды с нейросетевыми свойствами	101
3.5 Теория BS-триггера	106
3.6 Выводы по главе	106
4 ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНОЕ ИССЛЕДОВАНИЕ ГЛОБАЛЬНОЙ ТЕЛЕКОММУНИКАЦИОННОЙ СРЕДЫ	107
4.1 Закономерности телекоммуникационной активности пользователей	107
4.2 Статистические распределения телетрафика: взгляд с позиций нейросетевой теории глобальной коммуникационной среды	116

4.3 Нейросетевой аспект информационной войны в научно-технической сфере	124
4.4 Выводы по главе	137
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	138
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ	139
ПРИЛОЖЕНИЕ А	150
ПРИЛОЖЕНИЕ Б	172
ПРИЛОЖЕНИЕ В	176

НОРМАТИВНЫЕ ССЫЛКИ

В настоящей диссертации использованы ссылки на следующие стандарты:

1. «Инструкция по оформлению диссертации и автореферата № 377-3 ж», Высший аттестационный комитет. – Алматы, 2004.

2. ГОСТ 7.1 – 2003. Библиографическая запись. Библиографическое описание. Общие требования и правила составления.

3. «Об утверждении Правил присуждения степеней» Приказ Министра образования и науки Республики Казахстан от 31 марта 2011 года № 127. Зарегистрирован в Министерстве юстиции Республики Казахстан 13 мая 2011 года № 6951.

4. «О внесении изменений и дополнений в некоторые приказы Министра образования и науки Республики Казахстан» Приказ и.о. Министра науки и высшего образования Республики Казахстан от 9 января 2023 года № 7. Зарегистрирован в Министерстве юстиции Республики Казахстан 10 января 2023 года № 31654.

ОБОЗНАЧЕНИЯ И СОКРАЩЕНИЯ

ДНК – Дезоксирибонуклеиновая кислота
ЕАЭС – Евразийский экономический союз
ИНС – Искусственная нейронная сеть
МООК – Массовые открытые онлайн курсы
ООН – Организация объединенных наций
РК – Республика Казахстан
РНК – Рибонуклеиновая кислота
РЭТ – Радиотехника, электроника и телекоммуникации
СССР – Союз советских социалистических Республик
США – Соединенные штаты Америки
PhD – Doctor of Philosophy
WTI – West Texas Intermediate

ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время наблюдается устойчивая тенденция на интеграцию информационных и телекоммуникационных технологий. Получил широкое распространение и такой термин как инфокоммуникационные технологии [1,2]. На дальнейшее развитие и обоих указанных выше научно-технических направлений, и на развитие технологий, возникающих на их стыке, все большее влияние оказывают системы искусственного интеллекта [3,4]. Это влияние является взаимным. С одной стороны, системы искусственного интеллекта, проникая в телекоммуникационную сферу, позволяют совершенствовать многие технологии, которые ранее относились сугубо к сфере телекоммуникаций. Часть из технологий, демонстрирующих такое влияние, лежит на поверхности. В частности, речь идет о том, что современные гаджеты всё чаще комплектуются различного рода программами, построенными на основе нейронных сетей [5,6], которые позволяют решать узкоспециальные задачи, например, создание текстовых или иных презентаций для личных целей или же подбор клиентов для предприятий торговли. Однако маркетинговые и сходные с этим цели здесь являются только частным и наиболее наглядным примером.

Гораздо более существенно то, что системы искусственного интеллекта позволяют кардинальным образом поменять характер передачи данных в телекоммуникационных сетях, что также все более отчетливо прослеживается на практике [7,8].

На первый взгляд может показаться, что на телекоммуникационную сферу влияют информационные технологии, а обратное влияние является несколько менее выраженным. Так, известны несколько преувеличенные высказывания отдельных специалистов в области информационных технологий, которые утверждают, что «связистам сейчас остались только кабели».

В данной работе показано, что это далеко не так, что сфера телекоммуникаций также способна существенным образом оказать влияние на развитие информационных технологий, причем в первую очередь здесь речь идет о проблеме создания сверхсильного искусственного интеллекта.

Дискуссии о том, что именно представляет собой искусственный интеллект, ведутся очень продолжительное время, существуют различные суждения в том числе и весьма категоричные (обзор существующих точек зрения дан в нашей монографии [9]). Однако подавляющее большинство всех этих суждений, равно как и дискуссии подобного рода в целом, на наш взгляд представляются беспредметными, поскольку корректно говорить о том, что можно отнести к системам искусственного интеллекта, а что нельзя, можно будет только тогда, когда станет ясно, что представляет собой интеллект как таковой.

Есть все основания полагать что человеческий интеллект является не признаком индивида, а признаком вида. Основания для этого суждения подробно раскрыты в монографии [10], из которых вытекает, что интеллект появился как атрибут коммуникационной среды. В современных условиях коммуникации всё более и более *уходят в телекоммуникационную сферу*, и это означает, что именно она и будет оказывать определяющее влияние не просто на развитие

человеческой цивилизации, но и на развитие интеллекта как такового, что было показано в [11-14] с несколько другой точки зрения. Подчеркиваем, если интеллект есть видовой признак, то характер его развития определяется главным образом тем, как развивается характер межличностных коммуникаций, т.е. если они смещаются в сферу телекоммуникаций, то именно она и будет главенствующей.

Разумеется, данный вывод сам по себе носит, скорее, философский характер, однако в данной работе показано, что уже на текущем этапе исследований можно вскрыть вполне определенные закономерности, доказывающие его на уровне количественных теорий.

Более того, именно исследования в области телекоммуникаций позволяют сделать существенный шаг вперёд в области создания систем сверхсильного искусственного интеллекта. Подчеркнем, что до самого последнего времени в качестве систем искусственного интеллекта всё же предлагались достаточно примитивные нейронные сети, весовые коэффициенты в которых настраивались независимым образом. Речь идёт о том, что в типовых нейронных сетях весовые коэффициенты настраиваются независимо от тех сигналов, которые поступают на её входы. Очевидно, что такая система только в очень и очень грубом приближении может отражать те процессы, которые происходят в головном мозге человека, то есть в той среде, которая реально и порождает информационную сущность, именуемую интеллект.

В данной работе показано что для понимания сущности интеллекта как такового важным является не «проникновение» вглубь человеческого мозга, основанное на методах нейрофизиологии (при всей их важности), но механизмов, в соответствии с которыми именно коммуникационная среда порождает интеллект.

Подчеркиваем, что представления диалектического позитивизма [15-17], в соответствии с которыми интеллект является прежде всего видовым признаком, позволяют перевести задачу о раскрытии сущности интеллекта в совершенно иную (по сравнению с исследованиями в области нейрофизиологии и психологии) плоскость.

Если до самого последнего времени постижения сущности интеллекта было во многом связано с исследованиями механизмов функционирования головного мозга, то сегодня есть все предпосылки для того, чтобы эту задачу поставить кардинально иначе [15-17].

Для постижения сущности интеллекта важно проанализировать каким именно образом осуществляется обмен информацией в социуме. И именно здесь и проявляется **ключевая роль телекоммуникационной сферы на современном этапе**. Это связано с тем, что в современных условиях существует возможность отслеживать, причём в массовом порядке, характер межличностных коммуникаций, которые всё более и более приходятся на телефонные разговоры, на сообщения в мессенджерах, на письма в интернете и так далее. Тем самым возникает вполне определенная логическая структура нового подхода, предназначенного для создания систем сверхсильного интеллекта, и она целиком и полностью основана на исследованиях в области телекоммуникаций.

Для того чтобы обосновать положения диалектического позитивизма, раскрывающие сущность интеллекта, важно проследить за телекоммуникационной сферой, как это и подчеркивалось в наших работах [15-17]. На следующем шаге эти исследования становятся основой для создания систем сверхсильного искусственного интеллекта.

Уместно подчеркнуть ещё раз что современные примитивные искусственные нейронные сети эту задачу решают только очень и очень отдалённо. Для того чтобы сделать следующий шаг, важен синтез исследований в области информационных технологий, в области телекоммуникаций и в области философии. Именно поэтому представление диалектического позитивизма для современного мира и становятся столь значимыми. Именно подходы, приведшие к становлению диалектического позитивизма, позволяют раскрыть сущность интеллекта, а также сущность категории информации как таковой [18-20], и тем самым он становится основой для того, чтобы реализовать системы искусственного интеллекта всё более и более приближающиеся к естественным.

Разумеется, мы отнюдь не умоляем достижения в области современных искусственных нейронных сетей, хотя и назвали их примитивными – этот термин действительно отражает сложившееся положение дел.

Здесь уместно напомнить, что еще во второй половине XX века многие биологи категорически восстали против того, чтобы объекты, изучаемые посредством компьютерного моделирования, именовались нейронными сетями. Для этого были вполне определенные основания, поскольку характер функционирования современных искусственных нейронных сетей только очень и очень отдалённо коррелирует с реальными механизмами работы головного мозга человека, равно как и высших млекопитающих.

Разумеется, до практического воплощения систем сверхсильного искусственного интеллекта ещё достаточно далеко и решение этой задачи не может быть предметом отдельно взятой диссертационной работы. Однако существует вполне конкретная область приложения тех идей, которые связаны с разработкой систем сверхсильного искусственного интеллекта и которые развивает данная работа. Конкретно, речь идёт о существенных трансформациях, которые произошли во всех тех областях человеческой деятельности, которые так или иначе связаны с информационными войнами. В данной работе доказывается, что инструментарий информационных войн на протяжении последних полутора столетий претерпел более чем серьезные изменения (отчасти эти доказательства были даны в нашей ранней монографии [21], а также в [22-27]) и сегодня основные и наиболее эффективные инструменты ведения информационных войн лежат в пограничной области на стыке социологии, психологии, телекоммуникационных и информационных технологий.

Мишенью наиболее эффективных инструментов ведения информационной войны является социокультурный код тех стран, которые становятся объектами атак [21,26]. Следовательно, для того чтобы им эффективно противодействовать для того, чтобы обеспечить резистентность социума к такого рода инструментам, нужно, прежде всего, понять механизмы формирования социокультурного кода,

и здесь современные возможности изучения телекоммуникационной среды также предоставляют более чем серьезные шансы.

Но для того, чтобы в этом направлении действительно пройти, вначале нужно понять сущность интеллекта и обосновать тот факт, что он является видовым признаком на уровне количественных теорий. Именно эта задача также решается в данной работе.

Конкретные исследования, связанные с проблематикой информационной войны, в ней проведены, в том числе, на основании анализа положения дел в научно-педагогической сфере. Уместно подчеркнуть, что, как доказано в работах [21,25,27], именно в научно-техническую и образовательную сферу всё более и более выражено смещается геополитическое противостояние. В известном смысле история возвращается на круги своя: в XXI веке геополитическое противостояние снова будет приходиться на научно-техническую сферу, подобно тому, как это имело место в середине XX столетия. Есть, однако, существеннейший нюанс – к этому противостоянию теснейшим образом примыкает и противостояние в сфере высшего образования [25,28], и здесь проблематика понимания сущности таких, казалось бы, далеких от сферы телекоммуникаций категорий как массовое сознание, коллективное бессознательное, социокультурный код, а также общественное сознание становятся исключительно важной [29].

Целью диссертационной работы является разработка теоретических основ изучения глобальной коммуникационной среды как человеко-машинной системы на основе преодоления логической непрозрачности нейронных сетей и обоснование возможности их применения к разработке методов противодействия современным технологиям информационной войны в научно-технической сфере.

Основные задачи работы:

1. Доказательство возможности описания человеко-машинной системы, образующейся в результате взаимодействия социума с современными телекоммуникационными системами на основе аналогии с нейронными сетями.
2. Установление связи между методами помехоустойчивого кодирования и теорией нейронных сетей, доказательство методологической эквивалентности решаемых ими задач.
3. Формулировка и доказательство теорем, описывающих поведение нейронных сетей с пороговой функцией активации на основе идей проективной геометрии в целях преодоления логической непрозрачности нейронных сетей.
4. Установление возможности сведения произвольных нейронных сетей с пороговой функцией активации к логическим элементам
5. Экспериментальное установление закономерностей, отражающих поведение глобальной коммуникационной сети на основе анализа данных о статистике телефонных разговоров абонентов сетей мобильной связи и статистике, отражающих поведение пользователей социальных онлайн сетей.

6. Анализ факторов риска подверженности научно-технической сферы Республики Казахстан современным информационным воздействиям и обоснование необходимости разработки методов противодействия им.

Научная новизна диссертационной работы состоит в том, что:

- предложена трактовка человеко-машинной системы, образующейся в результате взаимодействия социума с современными телекоммуникационными системами, на основе аналогии с нейронными сетями;
- преодолен тезис о логической непрозрачности искусственных нейронных сетей на основе сопоставления их работы с помехоустойчивым кодированием;
- с помощью идей проективной геометрии доказано, что весовые коэффициенты нейронных сетей, обладающих пороговой функцией активации, могут выбираться из определенного дискретного множества (-1 и 1);
- предложены нейронные сети, не требующие процедуру настройки весовых коэффициентов, и обеспечивающих выполнение заданных функций за счет создания определенной структуры связей между элементами, выполняющими функцию скалярного произведения;
- установлена эмпирическая формула, экспериментально доказывающая существование количественных закономерностей, присущих глобальной коммуникационной среде, на основе анализа поведения пользователей социальных онлайн сетей и статистики телефонных разговоров между пользователями сетей мобильной связи;
- раскрыто существование инструмента ведения информационной войны через воздействие на структуру коммуникационного пространства и показано, что наиболее эффективным этот инструмент становится по отношению к научно-образовательному пространству.

Достоверность работы. Достоверность результатов работы подтверждается следующими факторами

- соответствием экспериментальных и теоретических результатов, причем экспериментальные результаты получены на разнородном фактическом материале (статистика телефонных разговоров и статистика, отражающая поведение пользователей социальных онлайн сетей);
- экспериментальным изучением нейронных сетей, реализованных при помощи широко используемых инструментов имитационного моделирования, и доказывающими, что предложенная интерпретация понятия «нейронная сеть» действительно адекватна, в частности, такие нейронные сети решают те же самые задачи, что и методы помехоустойчивого кодирования;
- совпадением теоретических результатов, полученных различными методами и их внутренней непротиворечивостью.

На защиту выносятся следующие положения:

- обоснование существования глобальной коммуникационной среды, формируемой за счет интеграции социума и телекоммуникационными системами на основе аналогии с нейронными сетями;
- концепция нейронных сетей без настраиваемых весовых коэффициентов;

- интерпретация функционирования нейронных сетей по аналогии с помехоустойчивым кодированием;
- существование объективных закономерностей, описывающих глобальную телекоммуникационную среду, установленных на основе анализа экспериментального материала, относящегося к сфере телекоммуникаций;
- необходимость противодействия современным инструментам ведения информационной войны в научно-образовательной сфере, связанным с направленным воздействием на коммуникационную структуру данного сегмента общества.

Практическая ценность работы состоит в:

- создании новых подходов к направленному синтезу нейронных сетей, обладающих заранее заданными свойствами, доказанных на основе сопоставления теории нейронных сетей и методов помехоустойчивого кодирования;
- обеспечении возможности противодействия современным инструментам ведения информационной войны в научно-образовательной сфере.

Апробация результатов диссертации. Основные результаты диссертационной работы апробированы на международных научно-практических конференциях, школах-семинарах и симпозиумах:

- Международная научная конференция студентов и молодых ученых «Фараби элемі» (Алматы, 2018);
- Международная научно-практическая конференция «Роль молодежи в становлении экономики знаний» РМСЭЗ-2018 (Алматы, 2018);
- XVIII международная конференция по науке и технологиям Россия-Корея-СНГ (Москва, 2018);
- XIV Международная Азиатская школа-семинар «Проблемы оптимизации сложных систем» (Кыргызская Республика, оз. Иссык-Куль 2018);
- II Международная конференция по обработке информации и управлению ICIPCE 2018 (Шанхай, 2018);
- Современные проблемы информатики и вычислительных технологий: математическая научная конференция (Алматы, 2018);
- Научно-практическая конференция «Научные исследования в области вооружения и военной техники: опыт прошлого и взгляд в будущее» (Нур-Султан, 2019);
- XX Всероссийская научно-практическая конференция Осознание Культуры — залог обновления общества. Перспективы развития современного общества, (Севастополь, 2019);
- Современные проблемы информатики и вычислительных технологий: математическая научная конференция (Алматы, 2019);
- III Международная конференция по обработке информации и управлению ICIPCE 2019 (Москва, 2019);
- Международный целевой симпозиум «Проблемы самореализации талантливой молодежи в системе массового высшего образования» (Алматы, 2019);

– Международная научная конференция «Безопасность: Информация, Техника, Управление» (Санкт-Петербург, 2019);

– Международная конференция «Будущее информации и коммуникаций» FISCC 2020 (Сан-Франциско 2020);

– Международная конференция по применению компьютеров и технологий ICSTA 2020 (Анталия, 2020).

– **Публикации.** Основные положения работы представлены в 37 публикациях, в том числе 10 в изданиях, рекомендованных ККСОН МОН РК, в том числе в журналах, входящих в базу данных Scopus (среди них Journal of Theoretical and Applied Information Technology, процентиль - 36), в 14 международных научно-практических конференциях, школах-семинарах и симпозиумах.

Личный вклад автора состоит:

- в проведении сравнительного анализа, обобщения и критического анализа литературных данных;

- в доказательстве содержащихся в диссертации теорем и проведении всех расчетов;

- в сборе фактического материала и его обработке численными методами;

- в интерпретации полученных результатов.

Объем и структура. Диссертация содержит нормативные ссылки, обозначения и сокращения введение, 4 раздела, заключение, список использованной литературы, 3 приложения. Диссертация изложена на 180 страницах компьютерного набора, включая 82 рисунка и 7 таблиц, 176 формул, список литературы из 152 наименований.

Во введении обоснована актуальность проблемы исследования, представлена общая характеристика области исследований, сформулированы цель и задачи исследования, описана научная новизна, практическая значимость диссертационной работы, сформулированы положения, выносимые на защиту.

В первой главе проанализированы существующие подходы к интерпретации таких понятий как нейронная сеть и интеллект. Акцент делается на том, что в современных условиях в связи с разработками в области систем искусственного интеллекта данные понятия, точнее их методологическая основа, должна рассматриваться как нечто взаимосвязанное. В этой же главе рассматриваются методологические основания для принципиально новой интерпретации понятия интеллект. Доказывается, что понятие «интеллект» нельзя раскрыть на сугубо дескриптивной основе (как это имеет место в современной литературе). Показано, что сущность интеллекта может быть раскрыта на основе принципа диалектической симметрии, который, в частности, относится к симметрии между категориями материи и информации, которые в рамках философии диалектического позитивизма рассматриваются как парные. Доказывается, что такой подход является основой для создания систем сверхсильного интеллекта, во-первых, а, во-вторых, именно он позволяет перейти к рассмотрению глобальной коммуникационной среды как целостного объекта, подчиняющегося вполне определенным закономерностям.

Во второй главе даются математические доказательства того, что предлагаемый подход является не просто верным с точки зрения общей методологии, но обладает вполне определенными преимуществами с точки зрения дальнейшего развития теории нейронных сетей. В частности, в данном разделе доказывается, что, строго говоря, не существует разницы между таким объектом как нейронная сеть, и теми процедурами, которые рассматриваются в методах помехоустойчивого кодирования. Доказывается, что эти два научных направления, по существу, решают одну и ту же задачу. При этом строятся аналоги нейронных сетей, которые позволяют обеспечить декодирование классического кода Хэмминга. Обеспечивается проверка полученных результатов на имитационных моделях. Доказывается, что понятие нейронная сеть должно быть существенным образом пересмотрено в силу как соображений сугубо прикладного характера, так и тех соображений, которые вытекают из общеметодологических соображений.

В третьей главе доказываются базовые теоремы, позволяющие кардинальным образом пересмотреть содержание понятия «нейронная сеть». Доказывается, что для дальнейшего сближения искусственных нейронных сетей и тех, что реализуются в природе, необходимо отказаться от представлений о настраиваемых весовых коэффициентах, и перейти к рассмотрению нейронных сетей, в которых сигналы, предназначенные для обработки собственно говоря сетью, и сигналы, обеспечивающие то, что заменяет весовые коэффициенты, должны рассматриваться с точки зрения методологической симметрии.

В четвертой главе даются экспериментальные доказательства правомочности развиваемого подхода. Данные экспериментальные доказательства даны на основе анализа статистических закономерностей, описывающих поведение пользователей социальных онлайн сетей, а также на основании статистических закономерностей, описывающих распределение телефонных разговоров по продолжительности. Проведен анализ факторов риска подверженности научно-технической сферы Республики Казахстан современным информационным воздействиям и обоснование необходимости разработки методов противодействия им.

1 ИСКУССТВЕННЫЙ ИНТЕЛЛЕКТ, ТЕЛЕКОММУНИКАЦИОННЫЕ ТЕХНОЛОГИИ И ИНФОРМАЦИОННАЯ ВОЙНА: ОБЩИЙ ВЗГЛЯД НА ПРОБЛЕМУ

1.1 Перспективы развития систем сверхсильного искусственного интеллекта в контексте проблематики информационной войны

Области науки, так или иначе, связанные с дисциплиной РЭТ, шире – с инфокоммуникационными технологиями, в настоящее время вызывают повышенный интерес как со стороны научно-технического сообщества, так и со стороны политических элит. Показательным в данном отношении является выступление Президента РК К-Ж. К. Токаева на первом заседании Национального совета по науке и технологиям [30], где он особо обратил внимание на проблемы, связанные с прогнозируемым влиянием развития систем искусственного интеллекта на общество.

Этот интерес далеко не случаен, поскольку именно эта область научного знания в состоянии кардинально поменять облик современной цивилизации, и, более того, это отчётливо уже прослеживается в настоящее время. Так, системы искусственного интеллекта уже более чем активно используются в банковской сфере [31,32], в образовании [33,34] (причём здесь существуют и широкие еще не реализованные дополнительные возможности [35-40]) и т.д. Очевидно, что по мере интеграции систем искусственного интеллекта в социум будут возрастать и роль телекоммуникационных систем [41], точнее, эта сфера неизбежно будет претерпевать качественные трансформации, так как именно она выступает в качестве того фактора, который обеспечит интеграцию гуманитарных наук систем искусственного интеллекта, систем интернета вещей и других перспективных научно-технических направлений в социум [41-43].

В данной работе доказывается, что на самом деле эти представления имеют под собой даже куда более глубокие основания.

А именно речь идёт о том, что именно исследования в области инфокоммуникационных технологий не просто в состоянии поменять облик цивилизации, они в состоянии изменить траекторию развития человечества в целом.

Без преувеличения уже сейчас имеются все предпосылки для того, чтобы говорить об осуществлении вековой мечты человечества – об обеспечении личного бессмертия за счёт создания средств, которые бы позволили перенести индивидуальность на небиологический носитель.

На первый взгляд, суждение такого рода выглядит фантастикой, однако для этого прослеживаются уже все корректные научные предпосылки. Определенный шаг в данном направлении сделан в настоящей работе.

Остановимся на кратком анализе тех соображений, которые заставляют привести ко вполне определенной формулировке целей данной работы.

Прежде всего, речь идет об эволюции человеческого сознания и эволюции человеческого общества [10]. Как показано в указанной монографии, именно коммуникационная сфера является для этой цели определяющей. В настоящее время межличностные коммуникации все более выражено смещаются в

телекоммуникационное пространство, что заставляет сделать вывод о том, что именно телекоммуникационные технологии и будут задавать вектор развития человеческой цивилизации в целом [10,44].

Более того, до самого последнего времени анализ эволюционных процессов, протекающих в коммуникационной среде, был достаточно затруднительным для прямого исследования. В частности, до сих пор используется такое средство исследования как социологические опросы. Этот инструмент неизбежно связан с изучением мнений и/или суждений только ограниченного круга людей, социологические опросы очень дороги, а их результаты очень часто приводят к неоднозначной интерпретации [45].

Напротив, как показывает даже поверхностный анализ соответствующих источников информации, изучение поведения пользователей социальных сетей, изучение характера той информации, которой они обмениваются между собой, может быть поставлено на систематическую основу [46]. Уже сейчас подобного рода подходы дают обширную информацию и об обществе, и о тех трансформациях, которые в нём протекают [47,48].

Подчеркнем, однако, еще раз, что речь может идти о гораздо большем. А именно, уже сегодня есть все основания полагать, что то, что именуется интеллектом и то, что именуется человеческим сознанием есть не индивидуальный признак, а атрибут биологического вида *Homo sapiens* как целого [10]. Как показано в цитированной монографии, есть все предпосылки для того, чтобы говорить, что сознание первоначально сформировалось в ходе эволюции как коллективное и только на сравнительно поздних исторических этапах оно индивидуализировалось.

Подчеркнем еще раз, что процессы такого рода до самого последнего времени плохо поддавались систематическому изучению, поскольку было крайне затруднительно получить обширный фактологический материал о характере межличностных коммуникаций, особенно если говорить об исследовании такого рода процессов применительно к социуму в целом. Вместе с тем именно межличностные коммуникации и порождают вполне определенный объект, который при определенных условиях можно отождествить с ноосферой Вернадского [10] и который и привел к появлению того, что мы именуем человеческим сознанием или человеческим интеллектом.

Предпосылки для того, чтобы говорить о существовании глобальной коммуникационной среды или ноосферы, понимаемой в духе Вернадского, вполне очевидны и сегодня уже не вызывают сомнений [10].

Действительно, рассмотрим двух людей, вступающих в беседу. Принято говорить, что в данном случае в диалог вступают два индивида. Это, однако, является приближением, причем весьма и весьма грубым. В действительности речь идет об обмене сигналами между нервными клетками – нейронами, составляющими головной мозг каждого из собеседников. Учитывая, что (как это показывает современная теория нейронных сетей [49]) природа сигналов, которыми друг с другом обмениваются нейроны, в данном случае является вторичной, можно утверждать, что здесь формируется общая нейронная сеть,

состоящая из двух фрагментов, каждый из которых локализован в пределах головного мозга собеседников.

Продолжая эту логику легко прийти к выводу о существовании глобальной коммуникационной сети [10-12].

Очевидно, что такого рода суждения, вытекающие непосредственно из представления современной физиологии и о характере работы головного мозга неопровержимы. Однако возникает вполне определенный нетривиальный вопрос о том, к каким именно качественно-количественным переходам может привести тот факт, что образуется общая/глобальная нейронная сеть.

Иными словами, возникает вопрос о том, в чём состоят отличия глобальной коммуникационной сети от тех фрагментов, которые связаны с головным мозгом каждого из ныне живущих людей. Несколько забегаая вперёд, отметим, что в данной работе показано, что информационная мощность совокупной нейронной сети существенно превосходит информационную мощность отдельных фрагментов, взятых по отдельности. Это, в частности означает, что в глобальной коммуникационной сети действительно могут рождаться весьма нетривиальные информационные сущности, поведение которых только опосредованно связано с поведением отдельных личностей и той информацией, которую они хранят в своей памяти.

В частности, как вытекает из суждений, представленных в монографии [10], неожиданным образом, те суждения, которые были положены в основу идей геополитики её отцами-основателями [50,51] приобретают вполне последовательное естественнонаучное обоснование. Речь идёт о том, что государство (равным образом, и другие структурные единицы ноосферы, сформированные, в том числе, и в каждом из естественных языков) действительно представляют собой вполне определенные системные целостности, которые обладают собственным нетривиальным поведением, собственным присущим им социокультурным кодом и другими атрибутами, которые изучались ещё отцами-основателями геополитики на эвристической основе [50,51].

Уместно также подчеркнуть, что с этой точки зрения последовательное естественнонаучное обоснование получают такие понятия как общественное сознание, ментальность и социокультурный код. Как вытекает из [10], эти термины отражают существование вполне определенных информационных структур, возможность появления которых связана исключительно с глобальной коммуникационной сетью.

Подчеркиваем также что в представленных рассуждениях нет решительно никакой мистики. Показать это можно даже на качественном уровне, просто проводя сравнение между глобальной коммуникационной сетью (в предлагаемой в [10-12] интерпретации) и характером функционирования головного мозга. В обоих этих случаях имеется совокупность отдельных элементов системы (в одном случае – это нейроны, в другом случае – индивиды). Эти элементы системы обмениваются между собой сигналами, что и приводит к появлению нового качества. В одном случае речь идет о появлении сознания и

интеллекта, в другом о появлении тех весьма нетривиальных информационных сущностей, которые и рассматриваются в данной работе.

Очевидно, что все эти суждения не могут быть окончательно верифицированы без корректного математического обоснования.

Однако здесь возникают вполне определенные затруднения, а именно, до настоящего времени работа нейронных сетей описывалась фактически *на сугубо эмпирическом уровне*. Как подчеркивалось выше, до сих пор имеет хождение тезис об их логической непрозрачности.

Многие продолжают думать, что работу нейронных сетей можно противопоставить классическим подходам науки, которая основывалась на создании вполне определенных алгоритмов. Этот тезис глубоко ошибочен, однако для целей данной работы его ошибочность даже не является главным. Важно, что признание тезиса о логической непрозрачности нейронных сетей, фактически означает, что человечество признает себя неспособным понять механизмы функционирования и появления интеллекта в ходе естественной эволюции. Уместно отметить ещё раз, что нейронные сети создавались именно для того, чтобы понять, как именно устроен человеческий мозг, соответственно, если мы отказываемся понимать, как работает даже простейшая модель, отражающая некоторые функции человеческого мозга, то это означает что мы расписываемся в собственном бессилии, отказываясь от попыток раскрыть сущность интеллекта как такового.

Диалектический позитивизм [15,16], на идейной основе которого построены все материалы данной работы, исходит из прямо противоположной точки зрения.

Он утверждает, что понять, как функционирует интеллект человека, можно и нужно, но для этого вначале следует раскрыть механизм работы нейронных сетей.

Именно этот тезис и является предпосылкой для того, чтобы в конечном счете поставить вопрос о записи той информации, которая составляет основу индивидуальности (отдельной личности) на небиологический носитель [10]. Напомним, что этот вопрос периодически ставится в открытой печати, например, не так давно широко обсуждалась концепция е-существа – человека, перенесенного на небиологический носитель информации. Разумеется, в данном вопросе имеется выраженное философское измерение, что еще раз говорит о том, что работы в области искусственного интеллекта, а шире – в области современных инфокоммуникационных технологий не могут вестись в отрыве от философской проблематики, что и подчеркивалось в [18].

Далее, как подчёркивалось еще в работе [52], некоторые современные вычислительные средства обладают ёмкостью вполне сопоставимой с той, которая по имеющимся оценкам характерна для биологических нейронных сетей, формирующих человеческий мозг. Эти оценки становятся тем более верными если принять во внимание, что подавляющее большинство мощности естественной нейронной сети (то есть человеческого мозга) расходуется на обеспечение физиологических процессов. Следовательно, можно говорить о том, что уже сейчас существуют возможности для того, чтобы обеспечить перезапись сознания индивида на небиологический носитель, причем дело здесь состоит

вовсе не в том, чтобы создать новые вычислительные мощности, но именно в понимании сути дела.

Для решения проблемы перезаписи сознания на небиологический носитель, в первую очередь, нужно понять, что должно быть записано в компьютерную программу, которая может быть поставлена в соответствие интеллекту. Иными словами, здесь главное становится понимание сути вопроса – постижение того, что именно можно счесть интеллектом.

Ответ на этот вопрос разумеется является более чем серьезной задачей, решить которую в рамках отдельной докторской диссертации не представляется возможным, однако в этой работе создаются все необходимые предпосылки для того, чтобы сделать существенный шаг в данном направлении.

Первая из этих предпосылок связана с тем, чтобы вскрыть механизм работы нейронных сетей, преодолев тезис об их логической непрозрачности, о котором говорилось выше.

Конкретно, в данной работе предпринимается попытка, причем успешная, позволяющая свести описание работы нейронных сетей, обладающих пороговой функции активации к некоторым достаточно простым алгоритмам. В данной работе доказывается ряд теорем, которые позволяют утверждать, что в действительности весовые коэффициенты нейронной сети могут выбираться из вполне определенного дискретного множества.

Это создает предпосылки для вполне определенного шага вперед. А именно, те искусственные нейронные сети, которые широко используются сегодня, если проводить аналогию с биологическими нейронными сетями, обладают вполне определенными недостатками: во всех искусственных нейронных сетях, используемых в настоящее время, весовые коэффициенты могут настраиваться независимым образом (по отношению к значениям входных переменных).

Если отталкиваться от грубой аналогии это выглядит примерно следующим образом. Мы вскрываем череп человека, настраиваем весовые коэффициенты, потом закрываем череп снова. Это утверждение конечно звучит несколько фантастично, но тем не менее оно отражает суть дела. Весовые коэффициенты искусственных нейронных сетей существующих типов [49] настраиваются отдельно, в то время как та нейронная сеть, которая формируется в головном мозге человека на протяжении его жизни, формируется целиком и полностью исходя из той информации, которую он получает через входные сигналы. Нет отдельного механизма, который бы позволял настраивать весовые коэффициенты именно этой нейронной сети.

Иными словами, мы должны раскрыть механизмы, благодаря которым нейронная сеть может обучаться за счёт того, что на её входы поступает некоторая совокупность сигналов. Попытки раскрыть такого рода механизмы предпринимались в текущей литературе неоднократно [53-55], однако все они наталкивались на вполне определенные обстоятельства, которые до сих пор не до конца осознаются многими специалистами в области нейронных сетей, что и показали многочисленные дискуссии на семинарах различного уровня.

В частности, для того чтобы типовые алгоритмы обучения искусственных нейронных сетей действительно работали, их функция активации должна *быть*

дифференцируемой [49,56]. *Пороговой* функцией активации пользоваться достаточно затруднительно, если мы будем использовать такие процедуры как алгоритм распространения обратной ошибки и им подобные. Эти алгоритмы прекрасным образом себя зарекомендовали при обучении искусственных нейронных сетей [56], но переносить их на естественные нейронные сети выглядит, мягко говоря, проблематичным. Поэтому существуют вполне определенные затруднения, приводящие к дискуссиям, о которых говорилось выше. Тем, кто привык работать с типовыми искусственными нейронными сетями представляется странным повышенное внимание, которое уделяется сетям с пороговыми функциями активации – типовые алгоритмы обучения здесь не работают, и, соответственно, вопрос об обучении нейронных сетей с пороговой функцией активации представляется более чем нетривиальным. Однако именно такие сети становятся чрезвычайно важными и для понимания сути интеллекта как такового, и для создания систем сверхсильного искусственного интеллекта.

Соответствующие вопросы решаются в рамках данной работы, где показано что при определенных условиях нейронные сети представляют собой объект, элементы которых выполняют просто-напросто операцию скалярного произведения. Более того мы утверждаем, что для того, чтобы понять работу такого рода систем требуется перейти от двоичной логики к троичной, доказательства чему также даются в материалах данной работы.

Теоремы, которые формулируются на этой основе в данной работе, позволяют также доказать, что информационная мощность глобальной коммуникационной среды действительно многократно превосходит суммарную информационную мощность её отдельных фрагментов, связанных с индивидами, но взятых по отдельности.

Однако данные теоремы нуждаются в верификации, нуждаются в экспериментальной проверке, и именно здесь имеет смысл вернуться к тезису о том, что для современной цивилизации чрезвычайно актуальным становятся исследования в области теории телекоммуникационных систем и их интеграции в социум. В частности, именно эти исследования и позволяют доказать, что теоремы, о которых говорилось выше, не просто имеют право на существование, но действительно отражают реальные процессы. Разумеется, доступ к тем информационным сущностям, которые могут формироваться в глобальной коммуникационной системе чрезвычайно затруднителен. Более того здесь возникает целый ряд проблем сугубо философского характера связанных с интерпретацией таких понятий как общественное сознание, социокультурный код, менталитет и им подобные. Уместно подчеркнуть, что в монографии [10] была высказана гипотеза о том, что сознание изначально формировалась как коллективное и только впоследствии оно стало индивидуальным. По оценкам, сделанным в цитированной монографии, это произошло приблизительно в период, отвечающий распаду матриархата.

Все эти гипотезы проверить на практике достаточно сложно, однако уже на данном этапе исследования вполне можно сделать определенный конкретный шаг в данном направлении. А именно, в данной работе показано, что существует

возможность теоретически предсказать характер статистических закономерностей, описывающих распределение телефонных разговоров по продолжительности времени и описывающих характер распределения контактов в социальных онлайн сетях.

Здесь уместно еще раз подчеркнуть, что именно бурное развитие телекоммуникационной индустрии сделало возможным изучение ноосферы, понимаемой через представления о глобальной коммуникационной сети, в целом. Информация, связанная с межличностными контактами, хранится в памяти соответствующих систем (в частности, поддерживающих работу социальных онлайн сетей) и ею вполне можно воспользоваться.

Более того, существует вполне определенные возможности для того, чтобы получить нужную информацию, даже не имея доступа к соответствующим базам данных. Иначе говоря, эта информация становится доступной даже для стороннего независимого наблюдателя. И именно этим приемом мы и пользовались в данной работе, получая соответствующие результаты.

Далее возникает вопрос о том, как эти закономерности, отражающие развитие телекоммуникационной среды, связаны с общей проблематикой как системы искусственного интеллекта, так и с проблематикой описания процессов в глобальной телекоммуникационной среде. Ответ на него, который дается в рамках данной работы состоит в следующем. Первичную информацию, которую можно получить, анализируя социальные сети и анализируя характер связей между индивидами, осуществляемых через телекоммуникационные системы, позволяет получить некий первый срез того, что мы называем глобальной коммуникационной средой. Тем самым доказывается, что поведение социума – во всяком случае системы, которая возникает в результате его интеграции с телекоммуникационной средой, – подчиняется вполне определенным объективным закономерностям. То обстоятельство, что глобальная коммуникационная сеть (или ноосфера, понимаемая в духе В. И. Вернадского) есть некий аналог человеческого мозга, должно приводить к тому, что должны существовать вполне определенные объективные закономерности, определяющие ее функционирование, и эти закономерности должны иметь своё отражение в статистике коммуникаций между индивидами. Несколько упрощая, можно сказать так: если коллективный разум человечества функционирует по неким объективным законам, то тогда это должно иметь своё вполне определенное отражение и в характере распределения контактов между индивидами.

Именно такого рода закономерности и установлены в настоящей работе на основе наших работ [57-61], что еще раз подчеркивает её теснейшую связь с дисциплиной, именуемой РЭТ, а также доказывает тот факт, что именно эта дисциплина сегодня становится едва ли не основной для любых исследований в области глобалистики.

Напомним, что глобалистика как научное направление, обладающее своим собственным предметным полем, неотделима от идей геополитики. И соответственно провести верифицируемые исследования, способные перевести идеи геополитики не просто в практическую плоскость, но и верифицировать их

на уровне, принятом для естествознания, представляет собой более чем актуальную задачу особенно сейчас, когда геополитическая карта мира вновь пришла в движение, в том числе, в связи с эпидемиологическим кризисом весны 2020 г.

Подчеркнем в этой связи, что построения, создаваемые в рамках данной работы, представляют собой отнюдь не некое бесплотное теоретизирование или отвлеченное умствование. Разумеется, идеи, положенные в основу данной работы, нацелены, в конечном счете, на создание систем, обеспечивающих перенос сознания личности на небиологической носитель, но это – сверхзадача.

В этом отношении данная работа только намечает некоторые первые шаги. Однако нужно принять во внимание, что существует концепция инновационной лестницы, в соответствии с которой решение любой масштабной задачи может и должно сопровождаться решениями более простых задач, имеющими непосредственное прикладное значение. В известном смысле концепция инновационной лестницы говорит о том же, о чем говорит известная крылатая фраза «нет ничего более практически полезного чем хорошая теория».

Учитывая масштабность поставленной задачи, разумеется, необходимо выполнить исследования, которые всем и каждому покажут, насколько она важна, и докажут, что путь, по которому мы идём, действительно способен принести реальную практическую пользу на самых ранних этапах. Именно исходя из этого мы и используем концепции инновационной лестницы. Наиболее важным практическим применением полученных в работе результатов является совершенствование инструментов противодействия информационным войнам.

На протяжении XX столетия инструменты ведения информационных войн прошли очень сложный и без преувеличения извилистый путь [21,29]. На рубеже XIX-XX веков то, что сейчас именуется инструментами ведения информационной войны, де-факто представляло собой инструменты прямой пропаганды. Наиболее показательным в данном отношении является деятельность партии большевиков в императорской России. Прямая пропаганда подразумевала вербовку сторонников, разъяснение соответствующих идей и все другие мероприятия, которые В. И. Ульянов-Ленин выразил в известной фразе: «идея становится материальной силой тогда, когда она овладевает массами». На тот исторический период такой тезис был не просто осмысленным, он действительно привел к более чем серьезным последствиям, и действительно послужил инструментом, который позволил партии большевиков взять власть.

Однако с течением времени такие инструменты информационной войны как прямая пропаганда стали терять свою эффективность. Уже к середине XX века выяснилось, что прямая пропаганда является гораздо менее эффективной, нежели инструменты косвенного информационного воздействия. В этом отношении уместно вспомнить о мнении, некогда высказанным одним из ведущих американских политиков, утверждавшего, что победу над СССР в холодной войне одержал ансамбль Beatles [62].

Это, конечно, метафора, но она более чем точно отражает суть дела. Советский Союз потерпел поражение в Третьей Мировой (холодной) войне, главным образом, вследствие того, что его элиты оказались подвержены

выраженному информационному влиянию со стороны геополитического противника и последствия этих трансформаций массового сознания элит ощущаются до сих пор. В частности, речь идет о так называемом карго-культе [63], который характерен для многих постсоветских государств.

К проблематике данной работы все эти соображения имеют непосредственное отношение, поскольку они показывают, что достаточно быстро пропаганда перестала быть прямой, став косвенной. Песни ансамбля Beatles, равно как и другие инструменты информационного воздействия на народы СССР, не несли прямого идеологического смысла, однако контекстно они рекламировали вполне определенные *ценности и смыслы* общества потребления, то есть того общества, которое выступало в качестве геополитического конкурента.

С течением времени, однако, и эти инструменты также стали терять свою эффективность. Это имело место далеко не потому, что возникли те или иные средства ведения контрпропаганды, но в связи с тем, что в современном мире информационные каналы оказываются перегружены.

Если ещё в конце XIX века поиск соответствующей информации стоил определённых усилий и существовала конкуренция потребителей за источники информации, то в современном мире ситуация поменялась на прямо противоположную: теперь источники информации конкурируют за влияние на потребителей.

Иными словами, в современных условиях на первый план выходят коллективные эффекты, которые имеют место в самой коммуникационной среде. Наиболее ярким примером здесь является эффект, связанный со вторичными источниками информации. Такого рода источники информации де факто ещё рассматривались в ставшей классической работе Bass'a 1969 года [64]. В этой работе было убедительно показано что продвижение товаров или услуг на рынок связано далеко не только с прямой рекламой, но и с передачей информации в межличностных сообщениях. Сегодня этот фактор становится все более и более значимым, все большее количество людей получает ту или иную информацию не от официальных источников, но от так называемых блогеров и других лиц, которые используют интернет в тех или иных целях [65].

Разумеется, такого рода примеры не более чем частность, но они отчётливо показывают, что в современных условиях речь идет уже не столько о влиянии и инструментах информационной войны на отдельные личности, сколько о их влиянии на коммуникационную структуру общества в целом.

В этом отношении проблематика создания систем искусственного интеллекта также имеет непосредственное отношение к проблематике информационных войн. А именно, как вытекает из соображений, представленных в [10-12], социум в действительности представляет собой глобальную коммуникационную сеть, которая является нейронной в самом строгом изначальном смысле этого слова.

Подчеркиваем, что ряд авторов высказывал определенные сомнения относительно того, можно ли социум рассматривать как нейронную сеть. На первый взгляд, данное утверждение действительно выглядит несколько

необычно. Однако нужно принять во внимание, что при любом общении между отдельными людьми де-факто идет обмен сигналами между нейронами, входящими в структуру их головного мозга. Иными словами, невзирая на определённые возражения со стороны тех, кто рассматривает нейронные сети сугубо с точки зрения компьютерных моделей, можно говорить о том, что социум представляет собой нейронную сеть. Более того, именно изучение этой нейронной сети позволяет получить обширную информацию о том, как именно функционируют нейронные сети естественного происхождения, прежде всего, человеческий мозг.

Действительно, если отследить прямую передачу информации в пределах коры головного мозга достаточно трудно (здесь могут быть только определённые косвенные измерения), то проследить за процессами обмена информацией в глобальной коммуникационной сети намного проще. Соответствующие инструменты и развиваются в данной работе.

Отсюда вытекает возможность перейти к пониманию таких феноменов как интеллект, сознание и тому подобное. Фактически речь идет о том, чтобы понять природу интеллекта, анализируя процессы обмена в глобальной коммуникационной сети при помощи телекоммуникационных технологий. Такой подход, с одной стороны, действительно позволяет глубже понять природу интеллекта, а, с другой стороны, он позволяет говорить о создании инструментов, обеспечивающих противодействие современным формам ведения информационной войны, которые уже нацелены не столько на отдельных людей, сколько на коммуникационную среду, формируемую в пределах данного этноса или государства в целом. Несколько упрощая, можно сказать так: современные формы информационной войны воздействуют на государство как на целостность, понимаемую в духе классической геополитики.

Именно это обстоятельство позволяет утверждать, что разработка систем сверхсильного искусственного интеллекта, приближающегося по своей операциональной основе к человеческому, и разработка средств противодействия современным формам информационной войны являются более чем тесно связанными друг с другом.

1.2 Трансформации «информационного оружия» и проблематика искусственного интеллекта с точки зрения обеспечения интеллектуального суверенитета страны: обострение информационной войны в научно-технической сфере

В современных условиях геополитическая конкуренция снова смещается в научно-техническую сферу, причем в первую очередь это относится к тем направлениям исследований, которые так или иначе могут быть задействованы для целей, связанных с разработками новых инструментов информационной войны. Не будет большим преувеличением сказать, что гонка вооружений, являвшаяся на протяжении многих десятилетий одним из основных факторов противоборства между геополитическими лагерями, возглавляемыми СССР и США, возрождается в новом качестве. Отличие от ситуации, сложившейся в XX веке, состоит главным образом, в том, что все большее значение приобретают

средства, предназначенные для противостояния в локальных конфликтах и средства воздействия на общественное сознание стран-мишеней [21].

Следовательно, на современном этапе необходимо кардинально пересмотреть все те воззрения, которые были связаны с представлениями о глобализации и устойчивом развитии. В современных условиях основной задачей научно-технического сообщества является обеспечение интеллектуального суверенитета страны.

Это понятие, в том числе, подразумевает, что Казахстан должен быть интеллектуально самодостаточным государством, т.е. обладать достаточным потенциалом для того, чтобы формировать собственное непредвзятое мнение о важности тех или иных научных направлений, для того, чтобы оценивать эффективность тех или иных технологий (в особенности критических) и т.п.

Необходимо понимать, что в современных условиях утрата интеллектуального суверенитета чревата утратой суверенитета как такового. В условиях, когда методы ведения информационной войны становятся все более изощренными, когда информационные атаки из-за рубежа могут осуществляться в режиме максимальной скрытности, противодействие им требует не просто высокого интеллектуального потенциала отдельного сравнительно узкого круга специалистов, но формирования соответствующего мнения научно-технического сообщества в целом.

Упрощая, противодействие все новым формам информационной войны не может быть делом только профильных организаций; разнообразие информационных воздействий и широта охвата настолько велики [21], что противодействие им должно стать делом всех казахстанских научных работников и педагогов. (Особенно, если принять во внимание, что информационные атаки чаще всего направлены на наиболее социально и интеллектуально активную часть молодежи – студенчество [66,67].) Если этого не обеспечить, то информационная атака, способная дестабилизировать казахстанское общество может быть нанесена с самой неожиданной стороны, причем так, что выявить ее будет весьма проблематично.

Иначе говоря, защита научного коммуникационного пространства РК от деструктивных сторонних воздействий становится ничуть не менее актуальной задачей, нежели разработка систем защиты информации в традиционном понимании этого термина.

К сожалению, научно-педагогическое сообщество РК в настоящее время остается весьма уязвимым для сторонних информационных воздействий. В том числе это определяется низкой коммуникационной связностью научно-образовательного пространства [68,69].

Следовательно, первичным инструментом противодействия информационным атакам становится создание механизмов эффективного междисциплинарного взаимодействия, для чего, в свою очередь, требуется определить те научные направления, которые действительно могут стать прорывными и послужить своего рода «точкой сборки» для казахстанской науки как единого целого. Очевидно, что такие направления, в том числе, должны удовлетворять и запросам экономики [14].

В этой связи уместно подчеркнуть, что международное экспертное сообщество единодушно придерживается мнения, в соответствии с которым понятия «экономика будущего» и «искусственный интеллект» стоят рядом. В то же время, в мире в настоящее время существует значительное количество различных научных направлений, так или иначе связанных с проблематикой искусственного интеллекта, и оно продолжает расти.

Следовательно, для Республики Казахстан важно четко определить стратегию развития исследований в данном направлении, отыскать тот участок фронта научных исследований, на котором наша страна может занять лидирующие позиции. Простое копирование зарубежных достижений, следование по пути, проложенном другими, не позволит обеспечить реальный интеллектуальный суверенитет, как это и подчеркивалось в [14]. Разработка систем искусственного интеллекта, в том числе, должна рассматриваться и с позиций обеспечения устойчивой междисциплинарной кооперации. Именно исходя из этого требования, сформулированного в цитированной работе, в настоящей диссертации и рассматриваются предпосылки для создания систем сверхсильного искусственного интеллекта, способные интегрировать исследования в области как технических, так и гуманитарных наук, в первую очередь – прикладной философии.

В литературе уже представлены исследования, показывающие, что тезис о конвергенции технического и гуманитарного знания, первоначально сформулированный философами, сегодня обретает плоть и кровь. Иллюстрацией к этому могут служить такие публикации как [70], которые отчетливо демонстрируют преимущества использования достижений гуманитарного знания для создания перспективных технических систем. Это не может вызвать удивления – существование естественного языка неотделимо от интеллекта человека. В соответствии с воззрениями Умберто Эко [71], интеллект как таковой существует только постольку, поскольку человек развил в себе способность коммуницировать с помощью средств естественного языка, что выражается часто цитируемой фразой «Это не мы разговариваем языком, это язык разговаривает нами».

Более того, бурное развитие телекоммуникационной индустрии де-факто уже привело к появлению нетривиальных человеко-машинных систем, в качестве одной из которых может рассматриваться сообщество, сформированное пользователями любой из социальных онлайн сетей. Такие системы уже обладают собственным нетривиальным поведением, которое не сводится к поведению отдельных пользователей, причем некоторые авторы уже ставят вопрос о возможности появления «спонтанного интеллекта» в такого рода системах, который, как ожидается, вполне может существенно отличаться от человеческого [42]. В текущей литературе все чаще встречается термин «киберантропология», также отражающий и тенденции такого рода, и правомочность тезиса о конвергенции технического и гуманитарного знания в XXI веке [43]. Все это не может не приводить к постановке вопроса о генезисе интеллекта в ходе естественной истории [72].

Этот вопрос применительно к разработке стратегии развития систем искусственного интеллекта в РК представляет существенный интерес по нескольким причинам.

Прежде всего, он позволяет дать адекватную интерпретацию самого понятия «интеллект», что наиболее удобно продемонстрировать, отталкиваясь от известного теста Тьюринга. Как известно, критерий, предложенный Тьюрингом, прямо ориентируется на сопоставление гипотетического машинного интеллекта и интеллекта человека. По Тьюрингу, машина, которую собеседник-исследователь не способен отличить от человека в процессе диалога, обладает искусственным интеллектом.

Такая точка зрения сталкивалась и продолжает сталкиваться с серьезной критикой. В частности, Д. Серль, сформулировавший концепцию так называемой «китайской комнаты», утверждал, что машина способна пройти тест Тьюринга даже не «умея» мыслить, точнее, не воспринимая семантику языка. Достаточно разработать адекватную программу, оперирующую с синтаксисом, т.е. с поверхностными грамматическими структурами и правилами их построения. В работе [73] используется любопытная иллюстрация к концепции «китайской комнаты»: за счет доступа к обширным информационным ресурсам через интернет, студент может подготовить качественный реферат практически на любую тему (и даже ответить на вопросы), не слишком в ней разбираясь. Тем самым студент как бы «помещает» себя в «китайскую комнату», не понимая семантики своего реферата.

Этот пример является только одним из фрагментов многочисленных дискуссий, которые до самого последнего времени велись (и ведутся) при попытках раскрыть сущность понятий «интеллект» и «искусственный интеллект».

Общепринятой точки зрения до сих пор не выработано, но к данному вопросу можно подойти и с других позиций. Коль скоро человечество до сих пор не обладает четким пониманием сущности интеллекта, то вполне закономерен вопрос – а обязательно ли интеллект как таковой должен быть близок к человеческому? Иначе, вместо традиционного вопроса «Может ли машина мыслить?» следует рассматривать другой – «Обязательно ли интеллект должен ассоциироваться с человеческим?». (Отметим, что авторы многих работ, в частности, [74] уже вплотную приблизились именно к такой постановке вопроса.)

С точки зрения диалектического позитивизма, интеллект, прежде всего, следует рассматривать как видовой признак. Упрощая, именно Интеллект/Разум есть базовое эволюционное изобретение, которое позволило нашему биологическому виду занять доминирующее положение на этой планете. Однако, никто не сказал, что именно такое изобретение является единственным из возможных (с точки зрения конвертации накапливаемой информации в эффективно используемый ресурс). Здесь уместно напомнить о точке зрения Т. Найджела [75], который утверждал, что человек не может в полной мере представить себе опыт другого существа (например, летучей мыши), поскольку другие существа имеют совершенно другие способы восприятия окружающего

мира (в еще большей степени это относится к распределенным формам интеллекта).

С этой точки зрения допустимо предложить следующую трактовку понятия интеллект, которая, на наш взгляд, является максимально общей (развернутые доказательства адекватности данной точки зрения представлены в следующем параграфе).

Интеллект есть свойство сложной системы и/или ее элементов, обеспечивающее возможность конвертации накапливаемой информации в воспроизводимый ресурс, который, в свою очередь, может быть конвертирован в иные виды ресурса (например, пищевые). По существу, данное определение рассматривает интеллект как некую систему переработки информации, процессы самоорганизации в которой приводят к появлению нового качества.

Подчеркнем, что качества, присущие человеческому интеллекту, которые чаще всего обсуждаются в литературе (способность к творчеству, целеполагание, способность к прогнозированию, способность к рефлексии и т.д.) могут рассматриваться как частные формы реализации (если не сказать – как некие инструменты) указанной выше способности конвертировать накапливаемую информацию в *воспроизводимый* ресурс.

С этой точки зрения целесообразно вернуться к вопросам, затрагиваемым авторами таких работ как [42]. Более того, целесообразно провести сопоставление между точкой зрения [42] и сформулированными выше представлениями о характере эволюции, приведшей к появлению Интеллекта/Разума. Действительно, в соответствии с точкой зрения автора [42] и ей аналогичных стремительная эволюция *телекоммуникационной* среды, которая имеет место в настоящее время, может привести к появлению нетривиальных информационных сущностей, развивающихся в этой среде. Эти сущности, теоретически, вполне могут с течением времени развиваться в некий «интеллект», если отталкиваться от предложенной выше трактовки. Поясним это.

Предположим, что в телекоммуникационной среде возникает некоторая информационная сущность, поведение которой выражается в «использовании» информации (более корректно говорить о конвертации информации в ресурс). Простейшей формой «использования» информации является самосохранение, неотделимое от «стремления» к самовоспроизводству. Корректная формулировка такого «стремления» дается через принцип глобального эволюционизма, который давно обоснован в философской литературе и в настоящее время входит в обязательную программу по курсу «История и философия науки» [18]. В соответствии с данным принципом, эволюция любой сложной системы протекает в направлении, обеспечивающем наиболее эффективное использование доступных ресурсов (в самом широком смысле последнего термина). Очевидно, что информация может рассматриваться как уникальный ресурс, занимающий особое положение в перечне всех возможных ресурсов других разновидностей, – он, в отличие от иных прочих при использовании не расходуется, но накапливается. Следовательно, появление интеллекта, понимаемого в самом широком смысле этого термина, можно

считать вполне ожидаемым, так как постепенное повышение сложности систем различной природы в ходе эволюции рано или поздно должно было привести к появлению системы, способной использовать наиболее эффективный ресурс [72].

Как известно, наиболее надежный способ сохранения информации состоит не в том, чтобы обеспечить сохранность отдельного носителя, но в том, чтобы обеспечить ее устойчивое тиражирование. Так, существует точка зрения, в соответствии с которой Жизнь как таковая есть результат «самосохранения» информации, фиксируемой биологическими макромолекулами. В этой связи уместно напомнить, что любой вирус де-факто представляет собой просто «биологическую магнитофонную ленту» (точнее – молекулу РНК или ДНК), на которой записана генетическая информация, а вся его жизнедеятельность сводится только к ее тиражированию.

С этой точки зрения появление нетривиальных информационных сущностей в коммуникационном пространстве становится вполне прогнозируемым: первое, на что они должны быть нацелены – это расширение собственной элементной базы и устойчивая перезапись. **Как следствие, коммуникационная среда начинает подчинять себе пользователей.** Свидетельства этому уже становятся весьма наглядными. В первую очередь, они связаны с деформацией естественного языка, который стремительно упрощается, а также с общей деградацией *индивидуальных* интеллектуальных способностей подрастающих поколений (наглядная аргументация в пользу данного вывода представлена в [75]).

Отметим, что фактор возможного доминирования коммуникационной среды над пользователями в настоящее время уже получил вполне корректные доказательства на уровне корректных математических моделей, в частности, в [76,77]. В работах [76,77] рассматривалась процедура голосования в некотором обобщенном Совете (примером конкретной реализации является голосование в совете по защите диссертаций). Было показано, что каждый из членов Совета может рассматриваться как аналог нейрона (с той точки зрения, что он при голосовании де-факто преобразует массив получаемой информации в дискретную переменную: «За», «Воздержался», «Против»). Существенно, что решение, принимаемое каждым из членов Совета в реальных условиях, формируется отнюдь не только на основании входных данных; существенным является взаимное влияние членов Совета друг на друга. Так, вполне реалистичной является ситуация, когда будет подан голос «Против» хорошей диссертации, если диссертант является учеником оппонента и т.д. Как показано в [76], в результате члены Совета (при условии, что их взаимное влияние друг на друга превышает некий критический порог) формируют аналог нейронной сети. Следовательно, в этом случае решение при голосовании де-факто принимает не совокупность членов Совета, но *сформированная ими сеть*. Этот пример показывает, что существуют ситуации, когда коллективные эффекты, причем даже простейшего типа, начинают доминировать над поведением индивидов. Разумно ожидать, что по мере усложнения аналогов нейронных сетей,

формируемых в социальных системах, эффекты такого рода будут только усиливаться.

Именно с этой точки зрения вопрос о генезисе Разума оказывается теснейшим образом связан с анализом современных тенденций развития телекоммуникационных систем. Действительно, в настоящее время наблюдается повышенная интенсивность обмена информацией в межличностных (и иных) контактах при упрощении ее содержания (обзор существующих точек зрения на данную проблему содержится в [73]).

Идет процесс, обратный тому, который некогда привел к появлению индивидуального Разума: коллективное начало снова начинает доминировать, индивидуальное – ослабевать. Не исключено, что это является выражением некоторых объективных закономерностей самоорганизации нетривиальных информационных систем, проявление диалектики коллективного и индивидуального в аспекте эволюции Разума [10].

Впрочем, с сугубо прагматической точки зрения данный – весьма дискуссионный – вопрос можно пока не рассматривать. Намного более важно другое: нетривиальные информационные сущности, природа которых остается далеко не ясной, начинают все активнее влиять на повседневную жизнь народов и государств. Более того, уже отчетливо прослеживаются тенденции, направленные на использование таких сущностей в информационной войне, инструментарий которой в настоящее время претерпевает существенные трансформации, как это было показано в [22]. Прогнозируется переход от прямого использования социальных онлайн сетей к методам, основанных на деформациях социокультурного кода стран и народов.

Далее, развитие систем искусственного интеллекта – по какому бы сценарию оно не происходило – неизбежно будет идти в *тесной связке с дальнейшим развитием телекоммуникационных систем* [44]. Собственно, это является продолжением уже сложившейся тенденции, выражающейся в том, что компьютерная техника все более тесно интегрируется со средствами связи.

Следовательно, развитие систем искусственного интеллекта может как усилить, так и ослабить указанные выше тенденции трансформации общества (или перевести их совсем в другое русло). *Именно с этой точки зрения и следует разрабатывать стратегию развития систем искусственного интеллекта для РК.* Действительно, если наша страна пойдет по пути слепого копирования передовых иностранных достижений, то она неизбежно окажется заложником чужих стратегий. Особенно опасным это становится в том случае, если характер развития будет идти по сценарию дальнейшего подавления индивидуального начала – в этом случае массированным информационным воздействиям, в том числе и тем, что будут нацелены на деформацию социокультурного кода народов Казахстана, противопоставить будет нечего.

Таким образом, системы искусственного интеллекта в обозримом будущем способны существенно трансформировать общество. Существует два сценария – дальнейшее усиление эффектов, связанных с возрождением «коллективного разума», как некоторой надличностной сущности, подчиняющей себе индивидуальности, и дальнейший рост могущества именно человеческого

Разума. В известном смысле мир стоит на развилке (корректно следует говорить о точке бифуркации). Какой именно из этих сценариев реализуется – еще далеко не определено, но с точки зрения национальных интересов Республики Казахстан предпочтительным, с очевидностью, является второй.

Реализация первого из указанных выше сценариев будет означать заведомое подчинение казахстанского социума иностранному влиянию (просто в силу количественных показателей, связанных с объемами тиражирования информации). Впрочем, это утверждение относится к любой из стран со сравнительно малочисленным населением – сохранение их *идентичности* становится возможным только при *максимальной* мобилизации интеллектуальных ресурсов, причем именно личностных; вызовы времени слишком грозны, чтобы можно было позволить себе надеяться обойтись обычными мерами.

1.3. Методологические аспекты разработки систем сверхсильного искусственного интеллекта: истолкование понятия «интеллект» на основе принципа диалектической симметрии

Подчеркнем еще раз что сегодня существуют самые различные точки зрения на то, какие системы можно относить к искусственному интеллекту, а какие нельзя [78,79]. Эти дискуссии продолжаются и будут продолжаться до тех пор, пока не удастся развить адекватное представление о том, что такое интеллект как таковой. Разумеется, в текущей литературе (в особенности гуманитарной, например, [79]) встречаются различные определения интеллекта, но они носят сугубо описательный характер, т.е. перечисляются те или иные признаки, которые, по мнению конкретного автора, присущи интеллекту, причем вполне определенному – человеческому.

К настоящему времени стало ясным, что раскрыть понятие искусственного интеллекта (и интеллекта вообще) можно только на основе принципа конвергенции естественнонаучного, технического и гуманитарного знания. Подчеркнем, что данный тезис весьма тесно перекликается с тезисом о Новом Просвещении, который элита мирового экспертного сообщества не так давно сформулировала устами Римского клуба [80].

Тезис о Новом Просвещении предполагает, что уже не следует рассматривать мир через призму дробления целостной картины на множество фрагментов, каждый из которых относится к предметному полю конкретной узкоспециализированной науки. Необходимо вернуться к целостному взгляду на мир, который и составляет прерогативу философии [18].

Однако этот шаг сам по себе невозможен без достижения конкретных наук и поэтому необходима теснейшая междисциплинарная кооперация. Высочайшая популярность научных направлений, так или иначе связанных с разработками искусственного интеллекта.

В данной работе доказывается, что наиболее последовательное истолкование понятия «интеллект» может быть дано на основе принципа конвергенции естественнонаучного, технического и гуманитарного знания,

получающего развитие в рамках философии диалектического позитивизма [15-17].

В соответствии с доводами [15-17], интеллект следует рассматривать, прежде всего, как систему переработки информации. Однако для того, чтобы истолкование понятия «система переработки информации» стало операциональным, необходимо прежде всего дать адекватное истолкование самого понятия информации.

В современных учебниках (скажем по теории электрической связи) предлагаются многочисленные определения, в которых предпринимается попытка раскрыть сущность категории информации через такие понятия как «сведения», «сообщения» и так далее. Легко заметить, что все эти определения представляют собой тавтологию. В действительности же категория информации является одной из базовых категорий объективной диалектики, к числу которых относятся такие парные категории как форма и содержание, количество и качество и т.д.

В соответствии с этой точкой зрения информацию следует рассматривать как диалектическую категорию, парную к категории материи [15-17]. Как известно, объективная диалектика определяет базовые понятия, именуемые категориями, именно через противопоставление. Обычного «определения», понимаемого в «школьном» смысле этого слова, им дать невозможно именно потому, что они являются базовыми, наиболее фундаментальными понятиями, на основе которых строится все здание философии. Попытка раскрыть содержание базовых понятий через другие неизбежно приводит к порочному логическому кругу, что можно избежать, используя определение через противопоставление.

Категории объективной диалектики, составляющие взаимосвязанные противоположности – равноправны. Если принять, что они действительно отражают объективную реальность, то придется также признать, что любые построения, делаемые на их основе в том или ином смысле, должны быть симметричными. Симметрия, заложенная в понятийную структуру объективной диалектики, не может не быть отражением определенной симметрии, присущей объективной реальности. Именно это в наших работах [15,16] и трактовалось через принцип диалектической симметрии.

Несколько упрощая, можно сказать так: своя иерархия уровней организации существует в «материальном мире», и соответственно аналогичная иерархия должна существовать в «информационном мире», что непосредственно вытекает из закона единства и борьбы противоположностей Гегеля. Разумеется, понятия «материальный мир» и «информационный мир» в высказанном выше утверждении следует понимать, скорее, метафорически, поскольку «материальное» и «информационное» неразрывно связано друг с другом.

Поясним наглядно данный принцип, рассматривая парные категории материи и информации.

А именно, существует вполне определенная иерархия, отражающая различия между различными уровнями организации материи (механический уровень, химический, биологический, социальный). Все эти уровни организации

материи, разумеется, имеют свои подуровни. Принцип диалектической симметрии утверждает, что аналогичная иерархия существует и по отношению ко всем тем сущностям, которые связаны с категорией информации.

К проблеме искусственного интеллекта (а также проблеме «спонтанного появления интеллекта в телекоммуникационных сетях), равно как и к проблеме истолкования понятия интеллект это имеет самое непосредственное отношение.

Действительно, наиболее простой формой информации является та, что связана с отдельными сообщениями (рисунками и т.д.).

Но, здесь имеется вполне определенный нюанс; необходимо отличать «просто» информацию (например, сообщения) от более сложных информационных объектов. С точки зрения диалектического позитивизма соответствующий уровень связан с объектами способными, как минимум, фиксировать некую информацию. Зафиксированная информация представляет собой простейший информационный объект, отличающийся от информации, неразрывно связанной с объектом материального мира. Поясним сказанное на примере. Любой из нас является свидетелем большого количества разнообразных событий. Например, речь может идти просто о том, что некий пассажир забыл в метро книгу или совершил ещё какое-нибудь малозначительное действие. Очевидно, что в таких событиях, как и в любых других: материальный и информационный аспекты диалектически неразрывно связаны друг с другом. Изучая отдельные образцы воды, можно получить необходимые сведения о физических и химических свойствах воды вообще. Возвращаясь к примеру малозначительных событий, можно сказать так: это событие или остаётся незамеченным, или же кто-то фиксирует его в своей памяти (или записывает в дневнике), или осуществляет ещё какие-нибудь действия, в результате которых данная информация может тиражироваться дальше. Соображения такого рода приводят к представлениям об отчуждённой информации. Факт записи информации о каком-то событии говорит о том, что информация здесь отчуждается. Равным образом, научные знания, полученные при изучении образцов того или иного химического вещества, также приводят к тому, что от исходных объектов отчуждается информация. В известном смысле здесь разрушается диалектическое единство между материей информации, исходно присущее самим этим объектам.

Итак, фиксация информации, перенос её на другой носитель и отвечает самому низкому уровню в иерархии информационных объектов.

На следующем уровне иерархии лежат информационные объекты, которые формируют определенные системы переработки информации. Так, правила оперирования с двоичными или десятичными числами также представляют собой информацию (она может быть зафиксирована, например, записана в учебнике). Но, эта информация представляет собой нечто качественно иное по сравнению с «простым» сообщением – правила оперирования с двоичными или десятичными числами позволяют получать новую информацию, например, рассчитать характеристики еще не существующей радиоэлектронной схемы.

На еще более высоком уровне рассматриваемой иерархии лежат информационные объекты, которые не просто представляют собой системы

переработки информации, но некие более сложные объекты, которые сами позволяют генерировать системы, способные перерабатывать информацию. Несколько упрощая, речь идет о такой информации (например, своде правил), которая позволяет конструировать (или абстрагировать из окружающей действительности) некие новые сущности, дающие возможность получать новые нетривиальные правила оперирования с теми или иными предложениями, записанными при помощи определенной знаковой системы.

Наиболее наглядным примером информационного объекта более высокого порядка является математика в целом. Это – вполне определенный *информационный объект*, который способен развиваться в рамках своей собственной логики. Да, разумеется, это развитие осуществляется силами конкретных математиков, но математика как таковая не связана ни с кем из математиков по отдельности, соответствующая информация «хранится в памяти» мирового математического сообщества в целом, а ее развитие идет, подчиняясь своей собственной внутренней логике. Не будет большим преувеличением сказать, что математика как информационный объект зафиксирован ноосферой (понимаемой в духе В. И. Вернадского [81]) в целом.

Можно провести вполне определенную аналогию между таким информационным объектом как «математика» и интеллектом отдельного человека, которое в рамках философии диалектического позитивизма также рассматривается как сугубо информационный объект.

В обоих случаях речь идет о некоей информационной сущности, которая появляется за счет обмена сигналами (или сообщениями) между элементами сложной системы. Интеллект индивида порождается коммуникациями между нейронами головного мозга, математика (рассматриваемая как целостность) – коммуникациями между теми, кто профессионально занимается этим видом деятельности. Далее, всю историю развития математики можно рассматривать как историю получения «правил, генерирующих правила». Простейший пример – любая из теорем тригонометрии, которой пользуются до сих пор, в том числе и в прикладных целях. Применение любой конкретной теоремы на практике – это всегда генерация новой информации (например, расчет геометрии еще не существующего объекта). Но, получение данной информации стало возможным только за счет существования информации, относящейся к более высокому уровню рассматриваемой иерархии (т.е. конкретной теоремы). На еще более высоком уровне лежат средства доказательства теорем – логика, аксиоматика, другие идеи, положенные в основу математического знания как такового. Еще более высокий уровень, очевидно, относится к науке как таковой – именно данное средство переработки информации позволило развить и логику, и аксиоматику, т.е. средства, которые, в свою очередь, сделали возможным появление геометрии, что в свою очередь развивало саму науку, ее этос. Еще более высокий этаж в рассматриваемой иерархии занимает собственно интеллект.

Таким образом, можно прийти к следующему истолкованию понятия «интеллект», даваемому с сугубо информационной точки зрения. Существует вполне определенная иерархия информационных объектов. Каждый ее

последующий уровень представлен информационными объектами, способными генерировать объекты более низкого уровня (подобно тому, как теоремы классической геометрии позволяют заранее отыскать пропорции конкретного архитектурного сооружения).

То, что мы именуем интеллектом, на сегодняшний день отвечает высшему уровню в этой иерархии (если исключить из рассмотрения теологические вопросы); это – возможность получать такие системы обработки информации, которые позволяют оперировать с информацией о самом объекте, являющемся их источником. Собственно говоря, именно возможность получения таких средств обработки информации и есть то, что на философском языке именуется «рефлексия», т.е. возможность для осмысления и окружающего мира, и того, что (или кто) реализует рефлексю. Высказанный тезис фактически является обобщением (на языке теории информации) хорошо известного утверждения о том, что отличительным признаком человеческого интеллекта является способность осознать свое «Я».

Данный подход представляет, в том числе и непосредственный прикладной интерес. А именно, *искусственный интеллект можно определить, как систему переработки информации, способную генерировать новые нетривиальные системы переработки информации*; несколько упрощая – создавать новые алгоритмы решения тех или иных задач. Разумеется, здесь имеется вполне определенный нюанс, связанный с тем, к какому уровню указанной выше информации эта система относится. Но, с точки зрения самого определения это не является существенным, так как этот нюанс относится к классификации систем искусственного интеллекта (потребность в такой классификации ощущается все более явно, например, уже различают «сильный» и «слабый» искусственный интеллект [82,83]).

Отметим, что данному определению искусственного интеллекта удовлетворяют процедуры обучения нейронных сетей. Они заведомо представляют собой информационный объект, способный генерировать информационные объекты более низкого уровня, скажем, нейронные сети, обеспечивающие распознавание некоторых образов.

Подчеркнем, что рассмотренная выше аналогия между математикой (как информационным объектом) и человеческим интеллектом может быть обобщена, более того, она отчетливо показывает, что последний, в такой цепочке, не есть нечто уникальное – он занимает вполне определенное место в иерархии разнообразных систем переработки информации.

Более того, в соответствии с приведенным определением, интеллект (в том числе, и искусственный) далеко не обязательно должен быть подобен человеческому, во всяком случае заведомо не должен обладать всеми признаками человеческого. Уже появились работы [42], в соответствии с которыми спонтанный искусственный интеллект может появляться **в современных телекоммуникационных сетях**. При этом нет никаких оснований предполагать, что мы сразу поймем, что он появился, так как он может кардинальным образом отличаться от нашего. Тем не менее, его появление, неизбежно окажет влияние на общество: информационные объекты, спонтанно

появляющиеся в телекоммуникационных сетях, «заживут своей самостоятельной жизнью» и с ними придётся как-то взаимодействовать.

Следовательно, говоря о проблематике искусственного интеллекта нельзя замыкаться на изучении только человеческого интеллекта, он может иметь и совершенно другую природу. Именно в этом смысле и ценно сформулированное нами определение, данное на сугубо философском языке.

Таким образом, принцип диалектической симметрии, а также определение философской категории информации, даваемое через противопоставление категории материи, позволяет дать объяснение природе интеллекта вообще. В соответствии с данным определением *интеллект есть система переработки информации, способная генерировать системы переработки информации, относящиеся к более низкому уровню иерархии информационных объектов.*

Предлагаемый подход позволяет на этой же основе дать достаточно четкое определение систем искусственного интеллекта и создает предпосылки для построения их классификации.

1.4 Выводы по главе 1

В данной главе проанализированы существующие подходы к интерпретации таких понятий как нейронная сеть и интеллект. Акцент делается на том, что в современных условиях в связи с разработками в области систем искусственного интеллекта данные понятия, точнее их методологическая основа, должна рассматриваться как нечто взаимосвязанное.

В этой же главе рассматриваются методологические основания для принципиально новой интерпретации понятия интеллект. Доказывается, что понятие «интеллект» нельзя раскрыть на сугубо дескриптивной основе (как это имеет место в современной литературе). Показано, что сущность интеллекта может быть раскрыта на основе принципа диалектической симметрии, который, в частности, относится к симметрии между категориями материи и информации, которые в рамках философии диалектического позитивизма рассматриваются как парные.

Доказывается, что такой подход является основой для создания систем сверхсильного интеллекта, во-первых, а, во-вторых, именно он позволяет перейти к рассмотрению глобальной коммуникационной среды как целостного объекта, подчиняющегося вполне определенным закономерностям.

2 НОВЫЕ ПОДХОДЫ К ИСТОЛКОВАНИЮ ПОНЯТИЯ «НЕЙРОННАЯ СЕТЬ» НА ОСНОВЕ АНАЛОГИЙ С РАДИОТЕХНИЧЕСКИМИ СИСТЕМАМИ

2.1 Функционирование нейронных сетей с точки зрения помехоустойчивого кодирования

Сверхзадачей данной диссертационной работы является корректное математическое доказательство того факта, что глобальная коммуникационная сеть, сформированная индивидами, обладает более высокой информационной ёмкостью нежели суммарная ёмкость нейронных сетей, ассоциированных с каждым из этих индивидов по отдельности. Иначе говоря, не просто утверждается что существует надличностный уровень переработки информации, который в гуманитарной литературе интерпретировался через такие понятия как общественное сознание, ментальность и социокультурный код, но создаются инструменты его количественного описания.

Исходя из общефилософских соображений, доказать существование глобальной коммуникационной сети, можно и не прибегая к математическим выкладкам. Действительно давайте рассмотрим двух людей, которые вступают в диалог. Принято говорить, что в данном случае информацией друг с другом обмениваются два индивида, но это является не более чем приближением, причём весьма и весьма грубым, что стоит подчеркнуть ещё раз. В этом процессе идет обмен сигналами между нейронами, составляющими головной мозг каждого из собеседников по отдельности. Нет необходимости развернуто доказывать, что для функционирования нейронной сети как системы переработки информации решительно неважна природа тех сигналов, которыми обмениваются элементы системы. Применительно к рассматриваемой ситуации это означает, что в процессе диалога де-факто возникает общая нейронная сеть. Как подчеркивалось в [10], продолжая эту логику несложно прийти к выводу о существовании глобальной коммуникационной сети, которую в известном смысле можно отождествить с ноосферой, понимаемой в духе В. И. Вернадского. Данная система переработки информации реально существует, реально существует надличностный уровень переработки информации, что вытекает даже из представленного выше соображения.

Однако возникает вопрос о «мощности» надличностного уровня переработки информации, спрашивается насколько большой объем информации может храниться в распределенной человеческой памяти. Очевидно, от ответа на него зависит очень многое; так если емкость глобальной коммуникационной сети достаточно велика, то в ней действительно могут прибывать высокоразвитые информационные сущности, что делает весьма смелые гипотезы, высказанные в [10] вполне обоснованными.

Однако для того, чтобы последовательно истолковать понятие «информационная емкость» нейронных сетей, прежде всего, нужно преодолеть тезис об их логической непрозрачности, т. е., упрощенно говоря, понять, как именно они работают. Данный вопрос является более чем нетривиальным. А именно, как подчеркивалось в [9,84], до самого последнего времени в

литературе, посвящённой как нейронным сетям, так и проблематике искусственного интеллекта, господствовал тезис о логической непрозрачности нейронных сетей. Более того, значительная часть Интернет-ресурсов, в которых обсуждаются проблемы искусственного интеллекта отталкиваются от противопоставления между нейронными сетями и теми программами, которые построены на использовании явно прописанных алгоритмов [85,86]. Авторы таких утверждений отстаивают точку зрения, в соответствии с которой нейронные сети в принципе не могут иметь явно прописанного алгоритма и в этом состоит их фундаментальное отличие от любых других программных продуктов.

Материалы данной главы показывают, что эта точка зрения носит сугубо псевдонаучный характер и все эти утверждения связаны только с тем, что на сегодняшний день большинство авторов работ по нейронным сетям не понимает сути вопроса, точнее здесь со всей наглядностью проявляются недостатки узкопрофессионального взгляда на мир, присущего многим «технарям».

Разумеется, данное утверждение выглядит более чем сильным, однако для него есть все основания. Фактически речь идет о том, что специалисты в области нейронных сетей и смежных дисциплин заикнулись на решении сугубо прикладных задач, решаемых в рамках одной узкой группы сценариев. Для многих из таких специалистов характерен такой порок как методологическая безграмотность, по терминологии О. А. Габриеляна. Презрение к философии, презрение к междисциплинарному взаимодействию сыграло с ними злую шутку. Они сами себя загнали в угол чрезмерно узких представлений и поэтому перестали понимать суть дела (впрочем, об этом писал еще Ф. Энгельс: «презрение к диалектике не остается безнаказанным [87]»).

Высказанные утверждения доказываются на примере материала данной главы. В ней показано, что логика нейронных сетей может быть достаточно легко раскрыта, если только выйти за рамки представлений, навязанных чрезмерно узкими специалистами. Более того, в данном разделе доказывается, что существующие подходы к построению нейронных сетей также страдают вполне определенной односторонностью вследствие того, что так называемые «технари» до сих пор отказываются воспринимать тезис о необходимости конвергенции естественнонаучного, технического и гуманитарного знания, несмотря на то что элита мирового экспертного сообщества устами Римского клуба уже достаточно давно сформулировала тезис о необходимости становления Нового Просвещения [80].

Данный параграф доказывает, что логика нейронных сетей действительно может быть очень просто раскрыта если провести сопоставление между нейронными сетями и помехоустойчивыми кодами. В сущности, здесь решается одна и та же задача, что доказывается следующим рассуждением.

Имеется некий «образ», в котором, возможно, содержится определённое количество ошибок. Подчеркиваем, что под образом здесь и далее понимается совокупность двоичных переменных каждая из которых может принимать значения 0 или 1. Такого рода «образы» могут кодировать изображения, голосовые сигналы, равно как и многое другое что и составляет основу

цифровизации. Иначе говоря, переход к оцифрованным образам, представленным через двоичные переменные, не сильно сужает задачу.

Основная задача, которую выполняют типовые искусственные нейронные сети, сводится к тому, чтобы реконструировать образ, в котором содержатся ошибки на основании некоей процедуры обучения. Другими словами, в соответствии с диаграммой (рисунок 2.1.1) имеет место вполне определенное отображение некоего множества двоичных переменных на его подмножества.

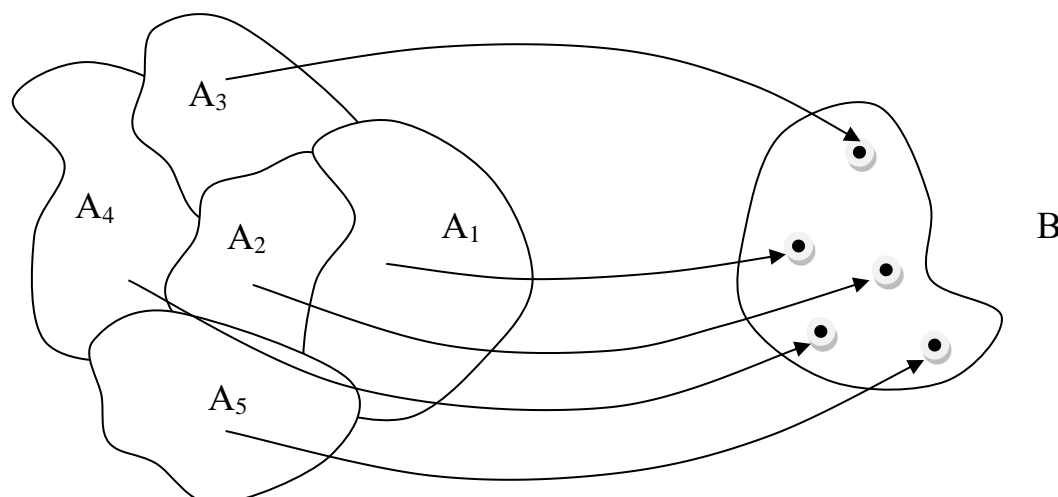


Рисунок 2.1.1 – Морфизм (сюръекция) множества A на множество B , задающий разбиения множества A на подмножества A_i , каждое из которых отвечает определенной кодовой комбинации с отсутствующей ошибкой.

Коды, допускающие исправление ошибок, широко используемые в телекоммуникационной индустрии [88,89], в сущности, решают сходную задачу. Основная идея построения таких кодов основывается на использовании избыточной информации. Так, для передачи одной из 24 кодовых комбинаций двоичный (7,4) код Хемминга использует 7 двоичных переменных [88,89]. Упрощая, можно сказать, что при использовании такого кода 7 двоичных разрядов используется для того, чтобы передать то же количество информации, которую можно было бы передать (при заведомом отсутствии ошибок), используя только 4 разряда.

Три дополнительные двоичные переменные отводятся для того, чтобы исправить ошибку в исходной кодовой комбинации (если она возникает вследствие, например, наличия помех в канале передачи информации).

С точки зрения теории множеств (рис. 2.1.1) использование кода с исправлением ошибки можно трактовать следующим образом.

Множество A всевозможных кодовых комбинаций (в рассмотренном выше примере двоичного (7,4) кода Хемминга – 27) разбивается на подмножества A_i , число которых равно числу кодовых комбинаций r , трактуемых как код с исправленной ошибкой (в рассматриваемом примере – 24). Любому $a \in A_i$ ставится в соответствие кодовая комбинация с отсутствующей (в частности, исправленной) ошибкой из множества B .

Процедуру распознавания образа нейронной сетью можно рассматривать с точно таких же позиций. Как известно [90,91], данная процедура состоит в следующем. На входы нейронов, формирующих первый слой сети (для определенности будем рассматривать сети прямого распространения) подается совокупность двоичных переменных, трактуемых как распознаваемый образ, возможно, содержащий ошибки. На выходах нейронов последнего слоя сети (предполагается, что данная сеть обучена на соответствующей совокупности образов) формируется совокупность сигналов, составляющих в совокупности исходный образ, не содержащий ошибки.

Можно видеть, что для этой ситуации также применима схема рис.2.1.1. Действительно, в рассматриваемом случае нескольким элементам исходного множества (исходный образ, а также множество образов, отличающихся от него сравнительно малыми вариациями) ставится в соответствие только один элемент – образ, не содержащий ошибки. Элементы подмножества, на которое осуществляется отображение, тракуются как распознаваемые образы, а элементы исходного множества тракуются как образы, содержащие ошибки. Глядя на этот рисунок легко заметить, что помехоустойчивые коды решают, по существу, ту же самую задачу. Имеется последовательность двоичных переменных, в ней могут содержаться ошибки, и, следовательно, нужно обеспечить реализацию отображения, в результате которого некоей совокупности, а точнее последовательности логических переменных будет ставиться в соответствие только одна, которая и трактуется как код с исправлением ошибок.

Данные соображения представляются, на первый взгляд, тривиальными, однако, ранее такая аналогия не была достаточно полно проанализирована в литературе. Более того, эта аналогия позволяет глубже понять механизм функционирования нейронных сетей, который, как отмечалось выше, по мнению многих авторов, до сих пор считается логически непрозрачным.

Ниже показано, что процедура распознавания образов нейронными сетями прямого распространения может быть исчерпывающе описана в терминах кодов, допускающих исправление ошибок.

Как вытекает из материалов данной главы, такая процедура может быть реализована классическим путем, отталкиваясь от тех идей, которые были заложены еще и Хэммингом, но в тоже время она может быть реализована и альтернативным путем, отталкиваясь от нейросетевых методов. При этом важно подчеркнуть следующие обстоятельства, касающиеся непосредственной философской трактовки понимания нейронных сетей как таковых.

Здесь уместно вернуться к вопросу о том, что следует понимать под искусственной нейронной сетью. Данная область, конечно, развивается очень бурно. Существуют специализированные журналы, в том числе такие как *Neural Science*, существуют многочисленные достижения в этой области. Однако эта область науки отнюдь не свободна от тех пороков, которые становятся очевидными, если исходить из тезиса о необходимости конвергенции естественнонаучного, технического и гуманитарного знания. А именно все эти

работы оперируют понятием формального нейрона, которое было сформулировано ещё в [92].

В соответствии с этими представлениями формальный нейрон состоит из элементов трех типов: умножителей (синапсов), сумматора и преобразователя. Синапс характеризует силу (вес) связи между двумя нейронами. Сумматор выполняет сложение входных сигналов, предварительно помноженных на соответствующие веса. Преобразователь реализует функцию одного аргумента – выхода сумматора. Эта функция называется функцией активации или передаточной функцией нейрона.

Во второй половине XX века когда то, что сейчас называется нейронаука находилось еще только на этапе становления, такая точка зрения вызывала обоснованную критику целого ряда биологов. Нейрон, на то, что именуется нейронной сетью с точки зрения узких специалистов, только очень отдалённо имитирует работу нейронных сетей, которые реализуются в биологических системах. Речь, в частности, идёт о человеческом мозге. Однако практически никто из специалистов в области нейронауки, которая развивается посредством компьютерного программирования, даже не попытался предложить иную трактовку искусственной нейронной сети и иной подход к пониманию того, что представляет собой нейрон. Базовая работа [93], посвящённая проблематике нейронных сетей, изначально была ориентирована на попытки понять, как именно устроен и работает человеческий мозг, как возникает сознание.

Но, наличие междисциплинарных барьеров, в том числе, искусственных [94], ритуализация научных исследований, другие негативные факторы привели к тому, что работы в области искусственных нейронных сетей всё дальше и дальше удалялись от биологии. Этот пробел в современных условиях необходимо восполнить как по соображениям общефилософского характера, о которых говорилось выше так и по соображениям сугубо практического свойства. А именно, как подчеркивалось в [29,94], долее нельзя терпеть наличие выраженных междисциплинарных барьеров, а тем более искусственных. Для того чтобы человечество могло найти ответ на многочисленные вызовы, с которыми оно столкнулось уже (эпидемиологический кризис весны 2020 г.) и с которыми оно неизбежно столкнется в будущем, наука снова должна стать единой [18,29]. Применительно к рассматриваемому вопросу здесь нужно выполнить вполне определенные шаги, которые бы были нацелены на сближение того, что именуется нейронаука, во многом выродившейся в некую отрасль прикладного программирования, с психологией и нейрофизиологией.

Именно для решения этой задачи и строятся модели, которые предлагаются в данной работе. Мы исходим из следующего посыла: при отсутствии выраженных междисциплинарных барьеров, при отсутствии такого явления как методологическая безграмотность так называемых «технарей», работы в области нейронных сетей должны были бы развиваться во вполне определенном – междисциплинарном – русле. А именно от первичных конструкторов, доказывающих что система из элементов, выполняющих некие достаточно простые функции, способна реализовать качественно-количественный переход и обеспечить выполнение гораздо более сложных операций, следовало бы и далее

переходить к созданию моделей, которые бы постепенно приближались к пониманию того, что мы именуем сознанием и интеллектом.

В этой связи уместно еще раз отметить, что многие проблемы, с которыми сейчас сталкиваются разработчики систем искусственного интеллекта, как раз то связаны с тем, что никто до сих пор не понимает, что следует понимать под термином «интеллект». Все истолкования интеллекта, которые содержатся в открытой печати, по существу, носят только дескриптивный характер: перечисляются признаки, способности, возможности интеллекта и так далее. Но от понимания сути данного феномена человечество также далеко как триста лет назад, когда впервые этот вопрос был поставлен идеологами Просвещения. Разумеется, в рамках отдельно взятой работы ответить на этот вопрос с исчерпывающей полнотой также невозможно. Однако мы в состоянии продемонстрировать, что на вопрос о природе интеллекта и наитеснейшим образом связанный с ним вопрос о том, что следует понимать под искусственной нейронной сетью, можно посмотреть существенно иначе.

А именно, как было показано в работах [15,16], а также в предыдущей главе с позиций диалектического позитивизма интеллект следует трактовать в первую очередь как систему переработки информации. В цитированных работах было продемонстрировано, что системы переработки информации образуют вполне определенную иерархию, которую с известной долей условности можно уподобить той иерархии, которая реализуется в материальном мире.

Точнее, в работах [15,16] был предложен принцип диалектической симметрии, в соответствии с которым та иерархия, которая характерна для мира, выражаемого категорией материя, должна иметь своё зеркальное отражение в мире, который выражается категорией информации. Основой для установления данного соответствия служит диалектическая интерпретация категории информации, даваемая в рамках диалектического позитивизма. В соответствии с этой интерпретацией категорию информации следует трактовать как парную к категории материи. Уместно подчеркнуть, что категориальный аппарат объективной диалектики до сих пор не рассматривал категорию материи как имеющую пару. Это представляется тем более удивительным, что аппарат категориальной объективной диалектики отталкивался от положения, в соответствии с которым, базовые фундаментальные понятия не могут иметь определения в смысле школьной дефиниции, но должны определяться через противопоставление.

Диалектический позитивизм снимает соответствующие противоречия, и более того на основе такого определения категории информации можно сформулировать принцип диалектической симметрии, о котором говорилось выше. Разумеется, слово «мир», употреблённое по отношению к тому, что связано с категорией «материя» и категорией «информация», является некоторой условностью, но это не меняет сути дела. Речь идёт о том, что информационные объекты также должны формировать вполне определенную иерархию. На нижних этажах этой иерархии лежат такие системы переработки информации как компьютерные программы, а на более высоких то, что мы именуем интеллект.

К предмету исследования настоящей главы, высказанные соображения имеют самое непосредственное отношение. А именно речь идёт о том, что в современных условиях пора отказаться от узкого понимания того, как устроен формальный нейрон. Разумеется, подчеркиваем это ещё раз, работы, ориентированные на типовое понимание искусственного нейрона, достигли вполне серьезных результатов. Однако они не приблизились к решению главной задачи, к пониманию того, что такое интеллект и к пониманию сущности сознания. Соответственно, есть все основания для того, чтобы перейти от рассмотрения типового искусственного нейрона *к его иным разновидностям*. В частности, в данной работе делается следующий шаг вперёд и используется представление о формальном нейроне как об элементе, выполняющем скалярное произведение.

В этой связи уместно подчеркнуть ещё раз то обстоятельство, о котором говорилось в предыдущей главе. Типовые нейронные сети, которые используются во всех прикладных программах, предполагают *отдельную и независимую* настройку весовых коэффициентов. С точки зрения сопоставления с той нейронной сетью, которая реализуется в природе, это – нонсенс. Действительно крайне сложно вообразить себе, что существует некая высшая сила, которая вскрывает череп человека, настраивает весовые коэффициенты, а далее закрывает его снова. Иными словами, если мы говорим о следующем приближении к биологическим нейронным сетям, то мы воленс-ноленс должны отталкиваться от построения такой модели, в которой входные сигналы и то, что задает весовые коэффициенты нейронной сети, будут в известном смысле равноправны.

Действительно, ребёнок учится языку за счёт того, что на вход его рецепторов поступают некие сигналы и те же самые рецепторы служат для получения информации, которая впоследствии перерабатывается. Иными словами, между операциями, которые задают весовые коэффициенты, и операциями, которые обеспечивают распознавание образов, не должно быть существенной разницы. Во всяком случае если исходить из того, что развитие систем искусственного интеллекта должно быть ориентировано в том числе и на понимание сути того, что мы именуем сознание. Именно этот шаг и делается в рамках данной работы.

Принцип построения нейронных сетей, рассматриваемых в данной главе, основан на следующей предпосылке. То, что именуется весовыми коэффициентами, и то, что именуется распознаваемыми образами, должны быть *в методологическом смысле симметричны*. Данная симметрия вытекает в том числе и из соображений, которые изложены в следующей главе, где доказывалось что тезис о логической непрозрачности нейронных сетей может быть окончательно снят за счет использования аппарата проективной геометрии [95], которая рассматривает точки и прямые как методологически симметричные объекты. В этой главе доказывалось, что для обеспечения конвергенции между двумя весьма родственными направлениями науки, то есть помехоустойчивым кодированием и нейронаукой может быть установлено взаимно-однозначное соответствие, если видоизменить понятие искусственного нейрона.

Конкретно, с нашей точки зрения под искусственным нейроном следует понимать элемент, который выполняет операцию скалярного произведения одного набора двоичных переменных на другой.

На первый взгляд это определение находится в полном противоречии с существующей практикой, где предполагается, что элементы матрицы весовых коэффициентов могут принимать произвольные значения. Однако в Главе 3 доказывається, что это не совсем так. Доказывается, что при определенных условиях весовые коэффициенты могут принимать значения, отвечающие троичной логике. Точнее, материалы Главы 3 показывают, что в действительности весовые коэффициенты нейронных сетей, если мы говорим о нейронных сетях, обладающих пороговой функцией активации, могут принимать только дискретные значения. В дискуссиях на конференциях, где докладывались материалы этой работы, адепты традиционного понимания нейронных сетей часто критиковали предложенный подход, отталкиваясь от того, что для обучения нейронной сети необходимо использовать дифференцируемые функции. Они утверждали, что пороговая функция не позволяет реализовывать нейронную сеть, коль скоро она не позволяет реализовывать традиционную процедуру обучения.

Однако этот взгляд связан исключительно с таким феноменом как методологическая безграмотность узких специалистов (можно заметить, что на этих страницах мы продолжаем указанную дискуссию). С их точки зрения искусственная нейронная сеть есть то, что оперирует представлениями о конкретном воплощении формального нейрона. Как вытекает из сказанного выше, такая точка зрения резко сужает область нейронауки. Более того она является абсолютно несообразной с точки зрения фундаментальных целей её развития. В частности, все биологические нейроны могут быть аппроксимированы именно пороговой функцией, а процедура обучения есть не более чем некий приём, который люди используют для удобства. Но, удобство реализации компьютерных программ не может служить аргументом против того, чтобы сделать следующий шаг в понимании нейронных сетей. Исходя из этих соображений мы и далее будем использовать нейронные сети, элементы которых обладают пороговой функцией активации, поскольку именно они позволяют доказать, что существуют вполне определенные закономерности в поведении социума, а далее – перейти на этой основе к представлениям о сверхсильном искусственном интеллекте.

2.2. Доказательства существования аналогий между функционированием нейронных сетей и помехоустойчивых кодов

С формальной точки зрения функционирование многих разновидностей ИНС (в частности, тех, что решают задачи распознавания оцифрованных образов) можно описать следующей формулой:

$$\vec{U}_i = \vec{F}(\vec{U}_i + \delta\vec{U}) = \vec{F}(\vec{U}_i), \quad |\delta\vec{U}| < s \quad (2.2.1)$$

где s – целое число, вектор \vec{U}_i описывает один из образов, распознаваемых нейронной сетью, вектор $\delta\vec{U}$ описывает допустимые отклонения от данного образа, при наличии которых ИНС восстанавливает на своих выходах исходный; $|\delta\vec{U}|$ – норма вектора $\delta\vec{U}$. Предполагается, что вектора \vec{U}_i и $\delta\vec{U}$ представляют собой последовательности двоичных переменных

$$\vec{U}_i = (u_1^i, u_2^i, \dots, u_n^i) \quad (2.2.2)$$

Формула (2.2.1) предполагает, что число выходов нейронной сети равно числу ее входов.

В более общем случае формулу (2.2.1) следует заменить на выражение

$$\vec{V} = \vec{F}(\vec{U}_0 + \delta\vec{U}) = \vec{F}(\vec{U}_0), \quad |\delta\vec{U}| < s \quad (2.2.3)$$

где размерность $d(\vec{V})$ вектора $\vec{V} \in M_1$, описывающего состояние выходов ИНС, меньше размерности $d(\vec{U}_0)$ вектора $\vec{U} \in M_0$, описывающего состояния входов.

Ситуация, отвечающая формуле (2.2.3) реализуется, например, при использовании ИНС, решающих задачи классификации. В данном случае определенному набору признаков, описываемых через последовательность двоичных переменных ставится в соответствие набор меньшего числа других признаков, рассматриваемых как классификационные.

Однако, независимо от характера задачи, решаемой нейронной сетью, ее функционирование порождает разбиение всего множества векторов (2.2.2) на некоторые подмножества. Действительно, любой из векторов \vec{U}_0 вместе со своей некоторой окрестностью, отвечающей условию $|\delta\vec{U}| < s$, имеет один и тот же образ в множестве M_1 . Указанное выше разбиение определяется гомоморфизмом (2.2.3): к одному и тому же подмножеству относятся все вектора, имеющие один и тот же образ в M_1 . Именно этот факт позволяет рассматривать функционирование нейронных сетей на основе аналогий с использованием помехоустойчивого кодирования.

Напомним принцип использования помехоустойчивых кодов [96]. Имеется множество последовательностей M_1 , которые требуется передать по некоторому каналу связи, вносящему помехи. Как правило, под этим множеством понимается множество последовательностей двоичных символов определённой длины. В этом случае помехи приводят к тому, что некоторые символы передаются по каналу связи с ошибкой, т.е. значение двоичной переменной, стоящей в одной (или более) из позиций в данной последовательности меняется на противоположное.

Принцип помехоустойчивого кодирования предполагает, что вместо исходных последовательностей \vec{V} из M_1 передается последовательность \vec{U} большей длины из множества M_0 , т.е. используется тот же фактор избыточности информации, который характерен и для естественных языков. Дополнительные

символы в \vec{U} подбираются по правилу, которое позволяет реконструировать исходную последовательность \vec{V} даже в том случае, когда при передаче информации по каналу связи в ней возникают ошибки.

Принцип помехоустойчивого кодирования, по существу, также использует отображение (2.2.3). А именно, появление ограниченного числа ошибок при передаче информации по каналу связи означает, что вместо исходного вектора \vec{U}_0 при приеме регистрируется некоторый вектор из его окрестности. Точнее, при приеме в данном случае регистрируется вектор, отличающийся от исходного не более чем на определенное расстояние Хемминга. Под расстоянием Хемминга между двумя векторами, отвечающими двум последовательностям двоичных символов одинаковой длины, понимается число отличающихся двоичных символов.

Можно сказать, что исправление ошибки при использовании методов помехоустойчивого кодирования также предполагает существование отображения вида (2.2.3), которое, в свою очередь, предполагает разбиение множества M_0 на подмножества, причем все элементы каждого из таких подмножеств имеют один и тот же образ в M_1 . Отыскание этого образа и отвечает процедуре исправления ошибки.

В настоящее время теория помехоустойчивого кодирования хорошо развита, однако аналогии между ее методами и теорией искусственных нейронных сетей изучены недостаточно. Вместе с тем, можно видеть, что указанные аналогии носят фундаментальный характер, поскольку речь, по существу, идет о решении одного и того же типа задач, предусматривающих поиск отображений вида (2.2.3). Теория помехоустойчивого кодирования решает эту задачу при помощи явно прописываемых алгоритмов, при использовании ИНС она де-факто решается эмпирическим путем в процессе обучения. В данной статье, в том числе доказывается, что рассматриваемая аналогия позволяет вскрыть определенные закономерности функционирования ИНС, которые оставались незамеченными при использовании сугубо эмпирических подходов.

2.2.1 Примеры помехоустойчивых кодовых последовательностей

Одними из наиболее известных помехоустойчивых кодов являются коды Хемминга (7,4) и (8,4). Код Хемминга (7,4) предполагает, что исходная последовательность, содержащая 4 двоичных символа, расширяется до последовательности из 7 символов, причем существуют [97] явные формулы, связывающие значения дополнительных символов с исходными. Данный код позволяет исправлять одну ошибку в расширенной последовательности из 7 символов.

Соотношение между числом символов в восстанавливаемой и передаваемой по каналу связи последовательностях определяется очевидным соображением. Число элементов подмножества, которое содержит исходную последовательность и все последовательности, отстоящие от нее на кодовое расстояние, равное 1, составляет $1+7 = 8$. Общее число двоичных последовательностей, содержащих 7 символов, составляет 2^7 .

Следовательно, общее количество подмножеств k , каждое из которых соответствует восстанавливаемой кодовой последовательности, есть

$$k = \frac{2^7}{1+7} = \frac{2^7}{2^3} = 2^4, \quad (2.2.4)$$

что и соответствует числу двоичных знаков, равному 4.

Формула (4) допускает естественное обобщение на случай, когда последовательность, передаваемая по каналу связи, содержит большее количество символов. Множество таких последовательностей может быть точно расчленено на подмножества, каждое из которых отвечает восстанавливаемой последовательности при условии, что число k в точности есть степень двойки

$$k = \frac{2^N}{1+N} = 2^{N_1}. \quad (2.2.5)$$

Откуда вытекает, что должно иметь место

$$N = 2^{N_2} - 1; N_1 = N - N_2. \quad (2.2.6)$$

Коды Хемминга, отвечающие формуле (2.2.5), – одни из немногих экстремальных кодов, в которых множество всех двоичных последовательностей может быть точно расчленено на подмножества в соответствии с правилом (2.2.3). Известен также код Голя, исправляющий три ошибки в последовательности, содержащей 23 символа. Более того, одним из самых примечательных результатов теории кодирования является гипотеза, доказанная в начале 70-х годов XX века, в соответствии с которой других совершенных кодов, исправляющих t ошибок, при $t > 1$ не существует [96].

Код Хемминга (8,4) представляет собой пример ситуации, когда такое расчленение построить невозможно. Соответственно данный код (8,4), содержащий 8 символов, позволяет исправить ошибку, если она только одна и идентифицировать случай, когда в последовательности, передаваемой по каналу связи, имеется две ошибки.

Как правило, коды, исправляющие ошибки строятся при помощи полиномов, записанных над полем Галуа G_0 , содержащим два элемента 0 и 1. Напомним, что в теории алгебр полем Галуа именуется поле (множество, на котором определены операции сложения и умножения, подчиняющиеся соответствующим аксиомам [99]), содержащее конечное число элементов. Соответственно, над полем (0,1) определены многочлены вида

$$Q(x) = b_0 + b_1x + b_2x^2 + \dots + b_nx^n \quad (2.2.7)$$

где коэффициенты b_i многочлена $Q(x)$ и переменная x принимают значения из G_0 , а число n равно числу символов в исходной последовательности.

Умножая многочлен (7) на другой многочлен того же вида

$$P(x) = c_0 + c_1x + c_2x^2 + \dots + c_{n_0}x^{n_0} \quad (2.2.8)$$

можно получить многочлен степени $n_0 + n$.

При определённых требованиях, наложенных на многочлен (2.2.8), процедура перемножения многочленов может [99] использоваться следующим образом. Принимается, что коэффициенты многочлена (2.2.7) соответствуют символам исходной кодовой последовательности, а коэффициенты многочлена (8) – символам последовательности, в которую вносится избыточная информация, предназначенная для исправления ошибок. Тогда восстановление исходной кодовой комбинации обеспечивается через алгебраические операции над коэффициентами многочлена степени $n_0 + n$; многочлен, отвечающий коду, полученному по каналу связи, если в нем не появилось ошибок, должен делиться на многочлен (8) без остатка.

Такой способ построения кодов, исправляющих ошибки, нашел широкое применение [96], однако, можно указать более наглядный способ построения таких кодов как код Хемминга (8,4).

Оттолкнемся от исходной последовательности вида

$$\vec{a}_0 = (a_1, a_2, a_3, a_4) \quad (2.2.9)$$

Будем использовать следующий изоморфизм для представления двоичных символов:

$$1 \rightarrow -1; 0 \rightarrow 1 \quad (2.2.10)$$

Такое отображение соответствует переходу от (0,1) кодов к (1,-1) кодам при котором операция сложения по модулю 2 заменяется операцией прямого перемножения элементов векторов

$$\vec{c} = \vec{a} \cdot \vec{b} = (a_1b_1, a_2b_2, a_3b_3, \dots, a_nb_n). \quad (2.2.11)$$

Дополним последовательность, записываемую через (1,-1) символы, еще четырьмя символами по следующему правилу

$$(a_8, a_7, a_6, a_5) = s(a_1, a_2, a_3, a_4), \quad (2.2.12)$$

где величина s принимает значение +1, если исходная последовательность (2.2.9) четная и значение -1, если она нечетная, т.е.

$$s = a_1a_2a_3a_4. \quad (2.2.13)$$

Если последовательность $(a_1, a_2, a_3, \dots, a_8)$, переданная по каналу связи, приобретает только одну ошибку, то это означает, что одна из подпоследовательностей (a_1, a_2, a_3, a_4) или (a_5, a_6, a_7, a_8) должна быть верной, т.е. задача сводится к выбору одного варианта из двух возможных.

Можно предложить следующий алгоритм исправления одной ошибки и идентификации двух ошибок в коде Хемминга (8,4).

Вычисляется скалярное произведение

$$W = a_1a_8 + a_2a_7 + a_3a_6 + a_5a_4 = 4s_1s_2s_3. \quad (2.2.14)$$

Возможны следующие варианты: $W = \pm 4, \pm 2, 0$. Если реализуется случай $W = \pm 4$, то последовательность либо не содержит ошибок, либо содержит две ошибки, компенсирующие друг друга. Если $W = \pm 2$, то последовательность содержит одну ошибку, если $W = 0$ - две. Сравнивая чётность величины (13) со знаком скалярного произведения (14) можно определить, какая из двух подпоследовательностей указанных выше, является верной; ошибка отсутствует, если знак (13) совпадает со знаком (14). Т.е. вычисление скалярного произведения в отличие от типовой процедуры использования кода Хемминга сразу позволяет установить число ошибок, а также четность последовательности в том случае, когда ошибка является исправимой.

2.2.2 К вопросу о разбиении нейронной сети на подсети

Рассмотренный выше пример кода (8,4), а также алгоритма его приведения к «истинной» последовательности, важен для целей данной работы по следующим причинам. Во-первых, он наглядно демонстрирует как именно теория помехоустойчивого кодирования может применяться для построения аналогов ИНС (шире – систем искусственного интеллекта). Во-вторых, этот код удобен для поиска ответа на основной вопрос, поставленный в данной работе. Этот вопрос можно сформулировать следующим образом: каким образом осуществляется взаимодействие между относительно самостоятельными подсетями объемлющей нейронной сети? Можно видеть, что именно к этому вопросу сводится проблема раскрытия сущности общественного сознания (менталитета, социокультурного кода и т.д.) с позиций точных наук, о которой говорилось во введении. Действительно, природные нейронные сети, локализованные в пределах головного мозга индивидов, можно рассматривать как относительно самостоятельные фрагменты объемлющей нейронной сети, которую с определенными оговорками можно отождествить с ноосферой, понимаемой в духе В.И. Вернадского. Очевидно, что при такой постановке вопроса именно характер взаимодействия между относительно самостоятельными фрагментами объемлющей нейронной сети и определяет сущность общественного сознания как системы переработки информации надличностного уровня.

Простейшая модель, на основе которой можно попытаться проанализировать характер взаимодействия между подсетями, является модель, содержащая две идентичные сети, степень связанности между которыми может варьироваться.

С точки зрения аналогии с помехоустойчивым кодированием, соответственно, удобно оттолкнуться от рассмотрения кодовых последовательностей, содержащих 16 двоичных символов. Уже рассмотренные последовательности, содержащие 8 символов, очевидно, отвечают двум частям общей нейронной сети.

«Исходные» двоичные символы, входящие в код Хемминга (8,4) можно расположить на каких угодно позициях из восьми. В частности, символы a_4 и a_5 можно поменять местами. Тогда операцию дополнения 4-значного кода до 8-значного можно осуществить по следующему правилу (используется запись через (-1,1) представление)

$$\vec{a} = (a_1, s_3 a_1, s_2 a_1, s_2 s_3 a_1, s_1 a_1, s_1 s_3 a_1, s_1 s_2 a_1, s_1 s_2 s_3 a_1), \quad (2.2.15)$$

где «информационными» являются четыре символа a_1, s_1, s_2, s_3 , которые связаны с исходными очевидными соотношениями

$$s_3 = a_1 a_2; s_2 = a_1 a_3; s_1 = a_1 a_5. \quad (2.2.16)$$

Непосредственно из (2.2.15) следует, что это соотношение де-факто использует ту же самую схему дополнения кода, что и выше (2.2.12), так как для (2.2.15) имеет место

$$(a_8, a_7, a_6, a_4) = a_1 a_2 a_3 a_5 (a_1, a_2, a_3, a_5), \quad (2.2.17)$$

т.е. исходный код также оказывается продолженным либо по периодичности, либо по антипериодичности с единственным отличием, что в данной записи символы a_4 и a_5 меняются местами.

Запись (15) удобна тем, что она позволяет представить дополненный 8-значный код через функции Радемахера [100], широко использующиеся в теории электрической связи. Действительно, применяя правило (2.2.11) прямого произведения двух векторов, отвечающих двоичным последовательностям в (-1,1) представлении, можно видеть, что вектор \vec{a} представим через прямое произведение вида

$$\vec{a} = a_1 \vec{s}_1 \vec{s}_2 \vec{s}_3, \quad (2.2.18)$$

где

$$\begin{aligned} \vec{s}_1 &= (1, 1, 1, 1, s_1, s_1, s_1, s_1) \\ \vec{s}_2 &= (1, 1, s_2, s_2, 1, 1, s_2, s_2) \\ \vec{s}_3 &= (1, s_3, 1, s_3, 1, s_3, 1, s_3) \end{aligned} \quad (2.2.19)$$

Используя (2.2.19) выражение (2.2.18) можно привести к виду, явно содержащему периодические базисные функции

$$\vec{a} = \vec{e}_1^{p_1} \vec{e}_2^{p_2} \vec{e}_3^{p_3} \vec{e}_4^{p_4}, \quad (2.2.20)$$

где величины p_i могут принимать значение 0 или 1, а возведение вектора \vec{e}_i в степень осуществляется по следующему правилу

$$\vec{e}^p = \begin{cases} 1, & p = 0 \\ \vec{e}, & p = 1 \end{cases} \quad (2.2.21)$$

Фактически, запись (2.2.20) означает, что каждый из векторов \vec{e}_i может либо входить, либо не входить в формирование последовательности \vec{a} .

Как вытекает из соотношений (2.2.19), вектора \vec{e}_i действительно в точности отвечают функциям Радемахера:

$$\begin{cases} \vec{e}_1 = (-1, -1, -1, -1, -1, -1, -1, -1) \\ \vec{e}_2 = (+1, +1, +1, +1, -1, -1, -1, -1) \\ \vec{e}_3 = (+1, +1, -1, -1, +1, +1, -1, -1) \\ \vec{e}_4 = (+1, -1, +1, -1, +1, -1, +1, -1) \end{cases} \quad (2.2.22)$$

Тем самым, можно утверждать, что код Хемминга (8,4) фактически отвечает использованию периодических функций, конкретно, функций Радемахера для представления дополненного кода.

Эту схему можно распространить на 16-значный код. Исходя из целей данной работы, будем рассматривать 16-значный код при допустимом числе ошибок, равным 4. Это соответствует рассмотрению двух одинаковых нейронных сетей, составляющих объемлющую сеть. Очевидно, что в данном случае должно сохраняться процентное число ошибок (для 8-значного кода 2 допустимые ошибки составляет 25%, для 16-значного, соответственно их общее число равно 4).

Подсчитаем общее число 16-значных двоичных последовательностей, отстоящих от заданной на кодовое расстояние, равное 4. Имеем

$$S_{16,4} = 1 + C_{16}^1 + C_{16}^2 + C_{16}^3 + C_{16}^4 = 2517. \quad (2.2.23)$$

Аналогично, число последовательностей, отстоящих от заданной на кодовое расстояние 3 есть

$$S_{16,3} = 1 + C_{16}^1 + C_{16}^2 + C_{16}^3 = 697. \quad (2.2.24)$$

Следовательно, аналогом кода Хемминга (8,4) является код (16,5), так как последовательность из 5-ти символов дает $2^5 = 32$ возможных кодовых комбинаций. Произведение этого числа на результат (2.2.24) дает 80544, а на

результат (2.2.23) – 22304, что составляет примерно 34% от числа возможных кодовых комбинаций. Иначе говоря, совокупность из 2^5 двоичных последовательностей при числе допустимых ошибок, равным 4, полностью покрывает множество возможных 16-значных последовательностей.

Точнее, можно непосредственно указать соответствующее представление, аналогичное (2.2.20), которое в том числе, доказывает, что код (16,5) действительно является аналогом кода Хемминга (8,4) в указанном выше смысле.

$$\vec{a} = \vec{e}_1^{p_1} \vec{e}_2^{p_2} \vec{e}_3^{p_3} \vec{e}_4^{p_4} \vec{e}_5^{p_5}, \quad (2.2.25)$$

где

$$\begin{cases} \vec{e}_1 = (-1, -1, -1, -1, -1, -1, -1, -1, -1, -1, -1, -1, -1, -1, -1) \\ \vec{e}_2 = (+1, +1, +1, +1, +1, +1, +1, +1, -1, -1, -1, -1, -1, -1, -1) \\ \vec{e}_3 = (+1, +1, +1, +1, -1, -1, -1, -1, +1, +1, +1, +1, -1, -1, -1) \\ \vec{e}_4 = (+1, +1, -1, -1, +1, +1, -1, -1, +1, +1, -1, -1, +1, +1, -1) \\ \vec{e}_5 = (+1, -1, +1, -1, +1, -1, +1, -1, +1, -1, +1, -1, +1, -1, -1) \end{cases} \quad (2.2.26)$$

Совокупность векторов (2.2.26) порождает группу, каждый вектор из которой представим в виде (2.2.25).

Полученный результат является весьма примечательным. Фактически он означает, что любая система переработки информации, оперирующая с 16 символами и предназначенная для исправления ошибок (помехоустойчивый код или любой возможный аналог нейронной сети) будет исправлять 25% ошибок тогда, когда работа ее двух подсистем, оперирующих с 8 символами, является полностью «синхронизированной».

А именно, наличие в базисной системе вектора \vec{e}_2 означает, что любой из кодов, входящих в группу, образованную произведениями (2.2.25), является либо симметричным, либо антисимметричным по отношению к подпоследовательностям из 8-ми символов каждая.

Однако, такая ситуация имеет место только при сравнительно малом числе символов в последовательностях.

Определим число кодовых комбинаций, которые покрывают множество 32-значных последовательностей при числе допустимых ошибок, равном 8. Это число равно

$$S_{32,8} = 1 + \sum_1^8 C_{32}^i = 15033173. \quad (2.2.27)$$

Для 64-значных последовательностей аналогичная величина составляет

$$S_{64,16} = 1 + \sum_1^{16} C_{64}^i = 713250450657109. \quad (2.2.28)$$

Подсчитаем число кодовых последовательностей k , которые могут быть переданы кодом с исправлением ошибки при условии, что общая длина кодовой последовательности составляет N , а число исправляемых ошибок есть m . В соответствии со сказанным выше, это число совпадает с числом образов, которые могут быть распознаны нейронной сетью при условии, что число отклонений распознаваемого образа от одного из базовых не превышает m .

Имеем

$$k_{N,m} = \frac{2^N}{1 + \sum_1^m C_N^i}, \quad (2.2.29)$$

где m – число исправляемых ошибок, а C_N^i – биномиальный коэффициент.

Логарифм величины $k_{N,m}$ по основанию 2 позволяет оценить число символов в двоичных последовательностях, изоморфных множеству последовательностей, позволяющих обеспечить покрытие всего множества N -значных последовательностей с m допустимыми ошибками. Иначе, величина $\log_2 k_{N,m}$ позволяет отыскать аналоги рассмотренных выше (8,4) и (16,5) кодов.

Для указанных выше случаев, соответственно, имеем

$$\log_2 k_{32,8} \approx 8.16; \log_2 k_{64,16} \approx 14.7. \quad (2.2.30)$$

Для определения числа знаков в аналогах (8,4) и (16,5) кодов эти числа нужно округлить до целого числа вверх. Иначе говоря, допустимо рассматривать коды (32,9) и (64,15), которые способны выполнять те же функции, что и рассмотренные выше.

Можно видеть, что эти коды уже не могут быть построены на основе одних только функций Радемахера, так как для последовательности из 32 символов число базисных последовательностей вида (2.2.22) и (2.2.26), отвечающих этим функциям, составляет 6, а для случая последовательности из 64 символов – 7. Однако, полученные значения 9 и 15 отличаются и от числа знаков в последовательностях, которые позволяют исправить 25% ошибок в двух и четырёх 16-значных последовательностях, рассматриваемых независимо друг от друга. Для двух таких последовательностей это число составляет $2 \times 5 = 10 > 9$, а для четырёх $4 \times 5 = 20 > 15$.

Следовательно, и в этом случае сохраняется вывод о «синхронизации» подсетей объемлющей нейронной сети, выражающийся в том, что общий код, позволяющий исправлять 25% ошибок, содержит меньше символов, нежели сумма числа символов в кодах, также исправляющих 25% ошибок, но для подсетей, взятых по отдельности.

Подчеркнем, что только что сформулированное утверждение относится не столько к ИНС, которые, как правило, строятся с использованием значительно большего количества нейронов, нежели 64, сколько к любым мыслимым системам переработки информации, которые осуществляют классификацию

образов согласно отображению (2.2.3). Более подробный анализ [101] рассматриваемого вопроса вынесен в Приложение А.

Реальное число нейронов в природных сетях (наиболее важной из которых является та, что реализуется головным мозгом человека) превосходит число знаков в рассмотренных выше модельных последовательностях еще больше – различие составляет около 10 десятичных порядков. Разумеется, для такого количества нейронов нет возможности провести точные вычисления, поскольку даже в том случае, когда число нейронов составляет 1048, уже приходится иметь дело с комбинаторно большими величинами. Эта трудность, однако преодолевается с использованием асимптотических оценок. Именно асимптотические методы [102], предоставляющие, в том числе, возможность оперировать с комбинаторно большими числами составляют основу для базовых выводов данной работы.

2.2.3 Асимптотические оценки числа образов, восстанавливаемых ИНС

Подчеркнем, что аналогия с помехоустойчивым кодированием делает наглядной оценки числа образов, которые могут быть распознаны/восстановлены нейронной сетью. Разумеется, их архитектура может быть различной, различными могут быть и значения весовых коэффициентов. Однако, указанная аналогия позволяет сделать оценки на основании рассмотрения кодовых расстояний; эти оценки не зависят от специфики ИНС и, следовательно, носят общий характер.

Для оценки числа последовательностей, способных отобразить все возможные последовательности из N символов при допустимом числе ошибок m , как отмечалось выше, справедлива формула (2.2.29), где биномиальные коэффициенты выражаются как

$$C_N^i = \frac{N!}{i!(N-i)!}. \quad (2.2.31)$$

С точки зрения целей данной работы интерес представляет предельный случай $N \gg m$: число нейронов в рассматриваемой сети значительно, а количество допустимых отклонений m сравнительно мало.

В работе [103] была получена следующая оценка для асимптотики суммы биномиальных коэффициентов при условиях $N \rightarrow \infty, \frac{m}{N} = o(1)$

$$1 + \sum_{i=1}^m C_{N_0}^i \sim C_{N_0}^m \frac{N-m}{N-2m}. \quad (2.2.32)$$

Для наглядности дальнейших рассуждений проведем сопоставление, результатов, получаемых на основании оценки (2.2.32) с результатами, выполненными на основании прямых вычислений для важного частного случая, которые фактически использовались выше при построении кодов (8,4) и (16,5)

$$m = \frac{1}{4}N. \quad (2.2.33)$$

Очевидно, именно этот частный случай отвечает рассмотренным выше кодам, содержащим 8 и 16 двоичных символов, допускающих идентификацию и/или исправление до 25% ошибок.

В Таблице 1 показаны результаты подсчета величин $S = 1 + \sum_1^m C_{N_0}^i$ и $S_1 = 1 + \sum_1^{m-1} C_N^i$ от N , при $N = 2^k$ и $m = N/2$, а также значения отношений S к биномиальному коэффициенту $C_N^{N/4}$ и отношений данных величин друг к другу. Видно, что по мере увеличения N результаты прямого вычисления быстро приближаются к оценке, даваемой формулой (2.2.32).

Таблица 2.2.1. Результаты численных вычислений для проверки адекватности асимптотической оценки (2.2.32).

N	S	S_1	$C_N^{N/4}$	$C_N^{N/4}/S$	S_1/S
8	37	9	28	0.757	0.24
16	2517	697	1820	0.723	0.277
32	15033173	4514873	10518300	0.6997	0.3
64	$7.13 \cdot 10^{14}$	$2.25 \cdot 10^{14}$	$4.89 \cdot 10^{14}$	0.685	0.315
128	$2.18 \cdot 10^{30}$	$7.07 \cdot 10^{29}$	$1.48 \cdot 10^{30}$	0.676	0.324
256	$2.83 \cdot 10^{61}$	$9.3 \cdot 10^{60}$	$1.9 \cdot 10^{61}$	0.671	0.328
512	$6.67 \cdot 10^{123}$	$2.2 \cdot 10^{123}$	$4.5 \cdot 10^{123}$	0.669	0.33
1024	$5.2 \cdot 10^{248}$	$1.7 \cdot 10^{248}$	$3.5 \cdot 10^{248}$	0.6679	0.332

Для наглядности на рис. 2.2.1 также представлена зависимость относительной ошибки, даваемой формулой (2.2.32) от номера N . Видно, что данной формулой можно пользоваться с приемлемой точностью уже при $N = 256$. В частности, таблица 2.2.1 показывает, что по мере увеличения N отношение $C_N^{N/4}/S$ приближается к значению 0,666... даваемому асимптотической оценкой (2.2.32).

Таким образом, для числа кодовых последовательностей, допускающих исправление числа ошибок до 25% от числа знаков в последовательности можно записать следующую приближенную формулу

$$k \sim \frac{2}{3} \frac{2^N}{C_N^m}. \quad (2.2.34)$$

Далее, при большом числе символов в последовательности допустимо использовать формулу Стирлинга

$$m! \approx \sqrt{2\pi m} \left(\frac{m}{e}\right)^m, \quad (2.2.35)$$

где e – основание натуральных логарифмов.

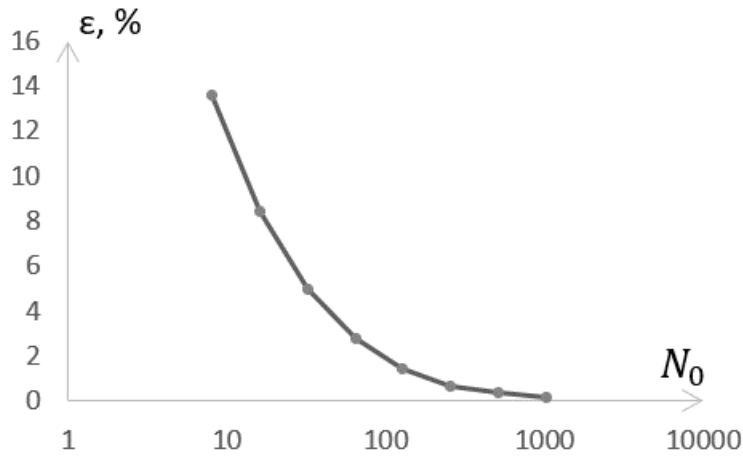


Рисунок 2.2.1 – Зависимость относительной ошибки ϵ при вычислениях по формуле (32) от N .

Соответственно, для биномиального коэффициента имеем

$$C_N^m \approx \frac{\sqrt{N}}{\sqrt{2\pi m(N-m)}} \frac{N^N}{m^m(N-m)^{N-m}}. \quad (2.2.36)$$

Откуда для случая (33) имеем

$$C_N^m \approx \frac{1}{\sqrt{\frac{3}{8}\pi N}} \frac{2^{2N}}{3^{\frac{3}{4}N}}. \quad (2.2.37)$$

Используя (2.2.29), получаем

$$\log_2 k \sim \frac{1}{2} \log_2 \left(\frac{\pi N}{6} \right) + N \left(\frac{3}{4} \log_2 3 - 1 \right). \quad (2.2.38)$$

Запишем для наглядности данное выражение через численные значения

$$\log_2 k \sim \frac{1}{2} \log_2 N + 0,189 \cdot N - 0,467. \quad (2.2.39)$$

Соотношения (2.2.39) показывают, что при больших значениях N величина $\log_2 k$, определяющая возможности компрессии информации за счет фактора допустимых ошибок, начинает зависеть от N практически линейно, что наглядно показывает также график зависимости $\log_2 k(N)$, представленный на рис. 2.2.2.

В частности, это означает, что повышение степени компрессии информации за счет фактора допустимых ошибок при увеличении числа символов в кодовой последовательности достигается только при сравнительно малых значениях N . Так, как было показано выше, при 25% допустимых ошибок 16-значные последовательности фактически могут быть переданы 5-значным кодом, но при

больших N степень компрессии информации уже практически перестает зависеть от N .

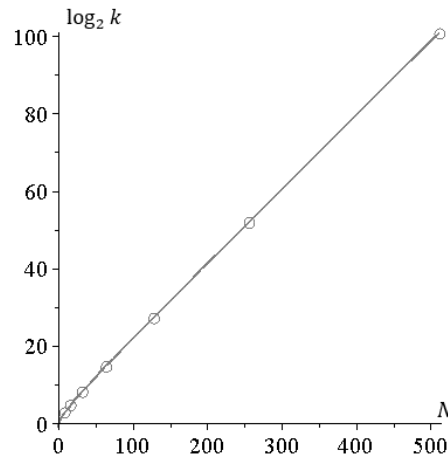


Рисунок 2.2.2 – Зависимость $\log_2 k$ от N .

Действительно, за степень компрессии информации можно принять отношение $\frac{\log_2 k}{N}$, которое, как вытекает из формулы (2.2.39) при больших N остается постоянным с высокой точностью

$$\frac{\log_2 k}{N} \sim 0,189. \quad (2.2.40)$$

Формула (2.2.40) допускает естественное обобщение на случай любого показателя q

$$m = qN, \quad (2.2.41)$$

задающего процент допустимых ошибок.

Выражая асимптотическое значение биномиального коэффициента через q , получаем

$$C_N^m = \frac{1}{\sqrt{N} \sqrt{2\pi q(1-q)}} \frac{1}{q^{qN} (1-q)^{N(1-q)}}. \quad (2.2.42)$$

Откуда

$$k_{N,qN} = \frac{2^N}{1 + \sum_1^{qN} C_N^i} \sim \frac{2^N}{C_N^{qN}} \frac{1-2q}{1-q}. \quad (2.2.43)$$

Снова используя формулу Стирлинга для асимптотики биномиального коэффициента, получаем

$$\log_2 k_{N,qN} \sim N[1 + q \log_2 q + (1-q) \log_2(1-q)] + \log_2 \frac{1-2q}{1-q} + \frac{1}{2} (\log_2 N + \log_2 2\pi q(1-q)). \quad (2.2.44)$$

При больших N константными слагаемыми, а также слагаемым, которое зависит от N логарифмически, в данной формуле можно пренебречь. Следовательно, степень компрессии информации и в общем случае не зависит от N

$$\frac{\log_2 k_{N,qN}}{N} \sim 1 + q \log_2 q + (1 - q) \log_2(1 - q). \quad (2.2.45)$$

Два последних слагаемых в правой части формулы (2.2.45) совпадают с формулой для шенноновской (информационной) энтропии H последовательности двоичных сигналов, взятой с обратным знаком [104];

$$H = -q \log_2 q + (1 - q) \log_2(1 - q). \quad (2.2.46)$$

Трактуя q как вероятность появления ошибки в последовательности двоичных символов, что допустимо в силу (2.2.41), можно записать

$$\frac{\log_2 k_{N,qN}}{N} \sim 1 - H(q). \quad (2.2.47)$$

Формула (2.2.47) имеет предельно прозрачный смысл: информационная энтропия есть мера неопределенности, вносимой за счет появления ошибок. Если такая неопределенность вносится искусственно, т.е. появление ошибок с частотой q является допустимым (поскольку они трактуются как допустимые отклонения), то и мера компрессии информации, обеспечиваемой за счет этого фактора, должна определяться энтропийным фактором.

Несмотря на простоту вывода базовой формулы (2.2.47), на ее основе можно сделать более чем важные выводы. Действительно, многочисленные эксперименты, проведенные с ИНС, описанные в текущей литературе, однозначно говорят о том, что ИНС с большим числом нейронов работают более эффективно, нежели их аналоги с меньшим числом элементов. Более того, в литературе можно встретить суждения, в соответствии с которыми ИНС уподобляются голограммам, т.е. утверждается, что подобно тому как отдельная голограмма восстанавливает тот же волновой фронт, что и целая, но только с ухудшенным качеством, так и отдельная часть ИНС способна решить ту же задачу, что и целая, но с более низкой точностью. Данная аналогия часто [105] используется для иллюстрации того, что ИНС обладают распределенной памятью.

Суждения такого рода, на первый взгляд, противоречат выводам, которые могут быть сделаны на основе формулы (2.2.44) и ее аналогов. Действительно, линейный характер данной зависимости при больших N означает, что «удвоенная» нейронная сеть способна перерабатывать информацию – даже на пределе своих возможностей – с той же эффективностью, что и две ее части, взятые по отдельности. Подчеркиваем, что благодаря существованию аналогии между распознаванием образов нейронной сетью и приведением кодовой

последовательности к виду представлению через «укороченный» код, формула (2.2.44) действительно позволяет оценить предельные возможности ИНС распознавать образы.

Следовательно, компрессия информации, которая де-факто реализуется и при работе ИНС, и природной нейронной сетью – головным мозгом, должна обеспечиваться за счет каких-то других факторов. Конкретно, она обеспечивается не только и столько за счет характеристик самой сети, сколько характером самой обрабатываемой информации. Именно здесь лежит ключ к пониманию сущности механизмов работы любых систем, которые так или иначе связаны с понятием «интеллект».

Явления окружающего мира подчиняются вполне определенным закономерностям, а системы переработки информации, чтобы быть эффективными, не могут не являться их отражением.

2.3 Схмотехническая реализация системы помехоустойчивого декодирования на основе операции скалярного произведения

В данном параграфе рассматриваются конкретные примеры схем, которые обеспечивают декодирование, то есть получение исходной информации на основе расшифровки кодов Хемминга. Доказывается что декодеры могут быть полностью построены на аналогах нейронов, понимаемых в том смысле, о котором говорилось выше. Действительно если рассмотреть типовую операцию, которую выполняет формальный нейрон, то можно заметить, что в её основе лежит вычисление скалярного произведения вектора весовых коэффициентов на вектор входных сигналов.

Традиционно используемое выражение, связывающего переменную, характеризующую состояние выхода нейрона Y , с переменными, характеризующими состояние входов X_i , имеет вид

$$Y = \theta(w_1X_1 + w_2X_2 + \dots + w_NX_N) \quad (2.3.1)$$

где w_i – весовые коэффициенты, $\theta(x)$ - функция активации.

В соответствии с идеями проективной геометрии, последовательности коэффициентов w_i и X_i следует рассматривать как нечто методологически симметричное. Другими словами, имеет смысл попытаться построить такую схему, которая бы обеспечивала декодирование только за счёт своей собственной архитектуры без использования заранее заданных (или отдельно настраиваемых) весовых коэффициентов. Как отмечалось в предыдущих разделах, именно этот подход соответствует тому, чтобы сделать следующий шаг на пути приближения искусственных нейронных сетей к биологическим, в частности к человеческому мозгу. По существу, данные примеры несмотря на то, что они оперируют с простейшими кодами Хемминга, показывают, что от такой методологии как настраиваемые весовые коэффициенты можно отказаться и вовсе. Основанием для такого подхода служат также доказательства, содержащиеся в Главе 3, где показано что весовые коэффициенты могут выбираться из вполне определенного дискретного множества. Иными словами,

эти примеры являются прямым доказательством того, что понятие искусственного нейрона должно быть трансформировано.

На вход схемы рис. 2.3.1 подается закодированная последовательность из восьми символов, первые четыре из которых являются информационными, последующие избыточные для возможности обнаружения и исправления одиночной ошибки.

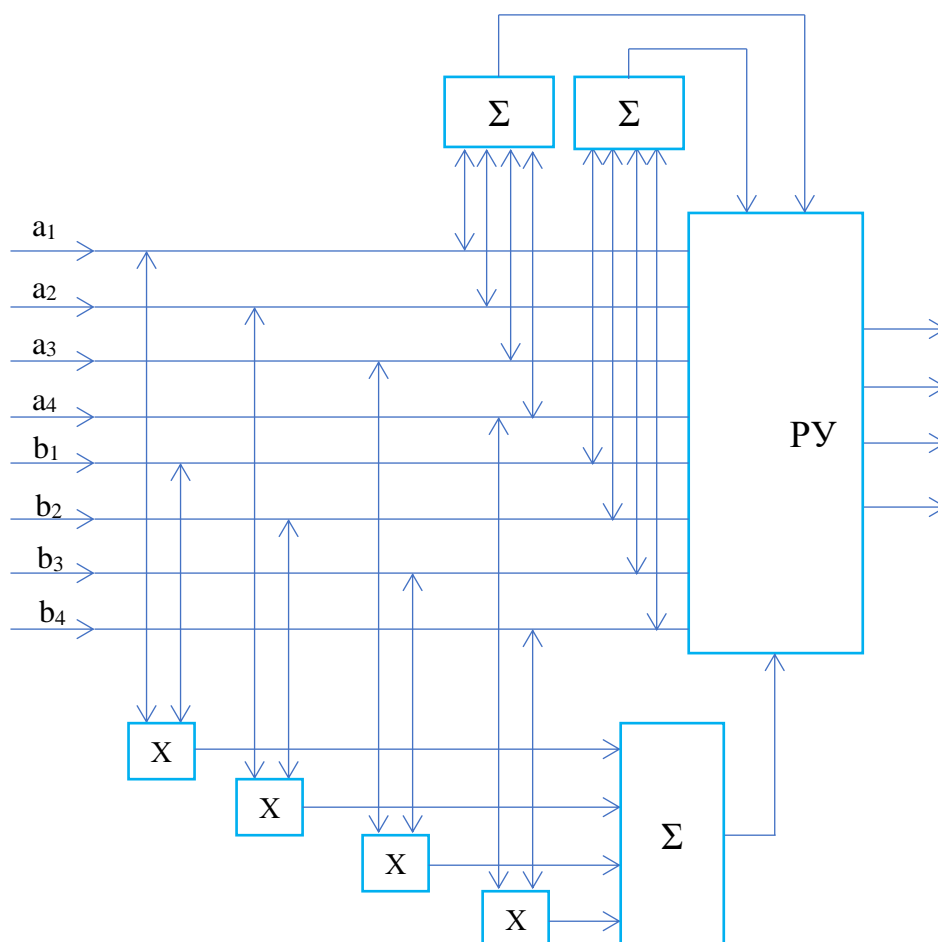


Рисунок 2.3.1 – Схема восстановления исходной информации при декодировании кода (8,4) с использованием операций скалярного произведения

В данной схеме осуществляется вычисление скалярного произведения вектора (a_1, a_2, a_3, a_4) на вектор (b_1, b_2, b_3, b_4) . Далее результат скалярного произведения суммируется в нижнем сумматоре и результат суммирования подается на решающее устройство (РУ). Так же на решающее устройство подаются сигналы с двух верхних сумматоров, которые осуществляют определение четности/нечетности информационной последовательности и избыточной.

Далее на основании трех входных параметров решающее устройство выдает на выход исправленную комбинацию. Так если код был передан верно и без ошибок, то результатом суммирования скалярных произведений символов будет либо -4 либо 4. Тогда, получив на входе значение 4 или -4, решающее устройство передает на выход информационные символы.

Если же на входе решающего устройства будет значение 2, значит, переданный код содержит одну ошибку, и из двух последовательностей символов (информационной и избыточной) верна та, которая является четной. Что и определяется при помощи верхних сумматоров, и решающее устройство передает на выход четную последовательность. Аналогичная ситуация складывается, когда сумма скалярного произведения оказывается равной -2. Это значит, что в коде также имеется одна ошибка, и верна нечетная последовательность, которую решающее устройство и передает на выход.

Можно видеть, что в данную схему входят элементы, выполняющие следующие операции: операция скалярного произведения векторов (a_1, a_2, a_3, a_4) и (b_1, b_2, b_3, b_4) друг на друга, операция определения четности и решающее устройство. Все эти операции, в сущности, сводятся к одной единственной, то есть к операции вычисления скалярного произведения.

Покажем это. Для элемента системы, которая выполняет произведение вектора (a_1, a_2, a_3, a_4) на вектор (b_1, b_2, b_3, b_4) этого доказывать не нужно. Остаётся показать, что это справедливо для операции выполнения чётности. Но, это также верно, поскольку операцию определение четности для последовательностей рассматриваемого вида можно трактовать через умножение всех элементов друг на друга.

Если результат принимает значение 1, то последовательность является четной и наоборот. Группируя перемножаемые символы по два, можно видеть, что здесь также операция сводится к вычислению скалярного произведения. Такие же соображения справедливы для решающего устройства, которое фигурирует в схеме рис. 2.3.1.

Тем самым мы показали, что восстановление исходной информации по коду Хемминга, возможно, содержащему ошибки, может быть осуществлено за счет модифицированного нейрона, трактуемого вполне определенным образом.

При этом существенно, что предлагаемая модернизация представлений о нейронной сети вообще не использует такое понятие как весовые коэффициенты; здесь всё определяется исключительно архитектурой связей между элементами.

Иными словами, существует модернизированный вариант нейронной сети, в котором операции, которые она выполняет, определяются не значениями весовых коэффициентов, а архитектурой связи между элементами.

Соображения, аналогичные рассуждениям, приведенным в п. 2.2 могут быть выполнены и для кода Хэмминга (7,4). В данном случае закодированная последовательность образуется по следующему правилу. К четырем информационным символам добавляются три избыточных символа, которые повторяют 2, 3 и 4 биты исходной информационной последовательности в случае, когда она является четной, или же инвертированные значения 2, 3 и 4 символов в случае, если основная последовательность является нечетной.

$$(a_1, a_2, a_3, a_4) \stackrel{W}{\Rightarrow} (a_1, a_2, a_3, a_4, b_2, b_3, b_4) \quad (2.3.2)$$

Схема, обеспечивающая восстановление исходной последовательности символов для случая кода (7,4), показана на рис. 2.3.2.

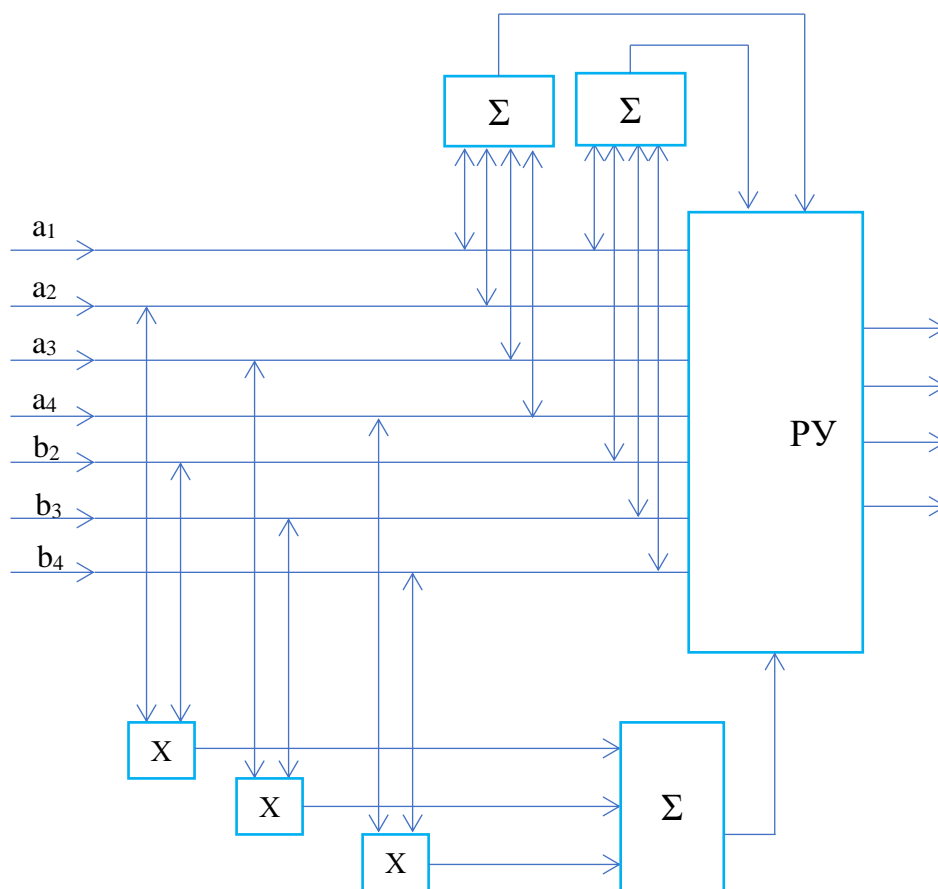


Рисунок 2.3.2 – Схема восстановления исходной информации при декодировании кода (7,4) с использованием операций скалярного произведения

На вход подается закодированная последовательность из семи символов, первые четыре из которых являются информационными, последующие избыточные для возможности обнаружения и исправления одиночной ошибки.

Схема вычисляет скалярное произведение вектора (a_2, a_3, a_4) на вектор (b_2, b_3, b_4) . Для этой цели используется нижний сумматор, а результат подается на решающее устройство (РУ). Также на решающее устройство подаются сигналы с верхних сумматоров, которые осуществляют определение четности/нечетности информационной последовательности и последовательности, состоящей из первого информационного символа и избыточных символов.

Далее на основании входящих параметров, поступающих от сумматоров, происходит расшифровка кода. Если значение скалярного произведения равно 3, то это значит, что второй, третий и четвертый информационный символы передались верно и не содержат ошибки. При этом вся информационная последовательность четна. Соответственно, если на вход решающего устройства поступает 3 от сумматора скалярных произведений и верхний сумматор определяет, что первые четыре символа представляют собой четную

последовательность, то они и передаются на выход. Если же последовательность нечетна, то первый информационный символ инвертируется, последующие три передаются без изменений. Аналогичен случай, когда сумма скалярных произведений равна -3 . В этом случае исходная информационная последовательность должна быть нечетной.

Если же значение скалярного произведения равно 1 или -1 , то в коде содержится одиночная ошибка, при этом первый информационный символ верен. Тогда, если сумма равна 1 , и информационная последовательность четна, то на выход передается она. Если четна последовательность, состоящая из первого информационного и избыточных символов, то на выход передается первый информационный и избыточные символы. Аналогично для случая -1 , на выход передается информационная последовательность, если она нечетна, в противном случае передается последовательность из первого информационного и инвертированных избыточных символов.

Можно видеть, что, хотя рассмотренный пример уже и не обладает такой высокой степенью симметрии как код $(8,4)$, тем не менее, здесь все операции, которые необходимо выполнить для того, чтобы установить исходную кодовую последовательность, также сводятся к выполнению операции скалярного произведения, особенно если принять во внимание, что операция вычисления чётности также сводится к скалярному произведению.

Тем самым, и этот пример также показывает, что те операции, которые выполняет нейронная сеть, обеспечивающая дешифровку кода $(7,4)$, также могут быть реализованы исключительно за счёт реализации её вполне специфической архитектуры, конечно, при условии, что нейрон трактуется с той точки зрения, которая предложена в настоящей работе. В соответствии с нею, искусственный нейрон, прежде всего, рассматривается как элемент, выполняющий операцию скалярного произведения, причём символы, которыми он оперирует, могут принимать только значения минус единица и плюс единица. Подчеркнем еще раз, что в Главе 3 доказывалось, что этот подход является вполне естественным для тех нейронных сетей, которые обладают пороговой функцией активации.

Далее для того, чтобы проверить насколько данный подход адекватен, в данной работе предложена схмотехническая реализация на основе типовых логических элементов. Подчеркиваем, что эта схема отнюдь не претендует на то, чтобы «изобразить» аналог нейронной сети в том виде, о котором говорилось выше.

Она предназначена исключительно для того, чтобы показать работоспособность предложенной схемы. Строго говоря схемы, показанные на рисунке 2.3.1 и рисунке 2.3.2 могут и должны реализовываться на специфических элементах, а также на компьютерных программах, как это имеет место с типовыми искусственными нейронными сетями. Однако для того, чтобы наглядным образом доказать работоспособность развиваемого подхода, в данной работе была реализована схема с помощью того инструмента, который широко используется для имитационного моделирования в радиотехнике. Конкретно, речь идёт о программе NI Multisim. Соответствующие схемы показаны на рисунке 2.3.3 и 2.3.4.

Для того, чтобы мы могли реализовать предложенный раньше механизм работы модернизированной нейронной сети при помощи этого инструмента имитационного моделирования, заменим символ -1 логическим нулем (отсутствие напряжения), а $+1$ логической единицей (напряжение есть). Точнее, установим следующее естественное соответствие:

$$-1 \leftrightarrow 0, \quad +1 \leftrightarrow 1 \quad (2.3.3)$$

Тогда для пары $(0,1)$ операция перемножения будет определяться морфизмом:

$$\begin{aligned} 0 \times 0 &\rightarrow 1, \\ 0 \times 1 &\rightarrow 0, \\ 1 \times 0 &\rightarrow 0, \\ 1 \times 1 &\rightarrow 1. \end{aligned} \quad (2.3.4)$$

Видно, что данные формулы отвечают таблице истинности логической операции эквивалентности (равнозначности), которую выполняет логический элемент «исключающее ИЛИ-НЕ», который и берется за основу реализации рассматриваемой схемы.

На данной основе для кода $(8,4)$ в данной работе построена схема, показанная на рис. 2.3.3. Эта схема, в полном соответствии с особенностями используемого инструмента имитационного моделирования, использует элемент «лампочки», присутствующие на входе и на выходе как индикаторы. Они позволяют наглядно продемонстрировать, какой сигнал реализуется на входе и на выходе. Это позволяет проверить, действительно ли полученная схема позволяет декодировать полученный код (с ошибкой и без). Входные ключи задают исходную двоичную последовательность.

Группа логических элементов A производит операцию, которая заменяет операцию скалярного произведения векторов информационной и избыточной последовательностей. Причем элементы $A1-A6$ производят предварительные вычисления, а элемент $A7$ уже непосредственно определяет результат скалярного произведения. А именно, выходное значение элемента $A7$ показывает является ли результатом скалярного произведения значения $4(-4)$ или $2(-2)$, если рассматривать их с точки зрения сигналов 1 и -1 . Так если на выходе группы A будет получена единица, значит полученная последовательность переменных верна и не содержит ошибки. Если ноль, значит есть ошибка.

Группа B определяет четность полученной информационной последовательности (первые четыре символа всей полученной последовательности). Так если на выходе элемента $B3$ получается единица, значит указанная последовательность является нечетной. Если на выходе ноль, значит последовательность четна. Элемент $B4$ введен, чтобы передавать управляющий сигнал в случае четности информационной последовательности.

Группа C определяет четность полученной избыточной последовательности (последние четыре символа всей полученной последовательности). Так если на

выходе элемента С3 получается единица, значит указанная последовательность является нечетной. Если на выходе ноль, значит последовательность четна. Элемент С4 введен, чтобы передавать управляющий сигнал в случае четности избыточной последовательности.

Группа D введена для получения инвертированных значений избыточной последовательности, в случае если именно она оказывается исходной.

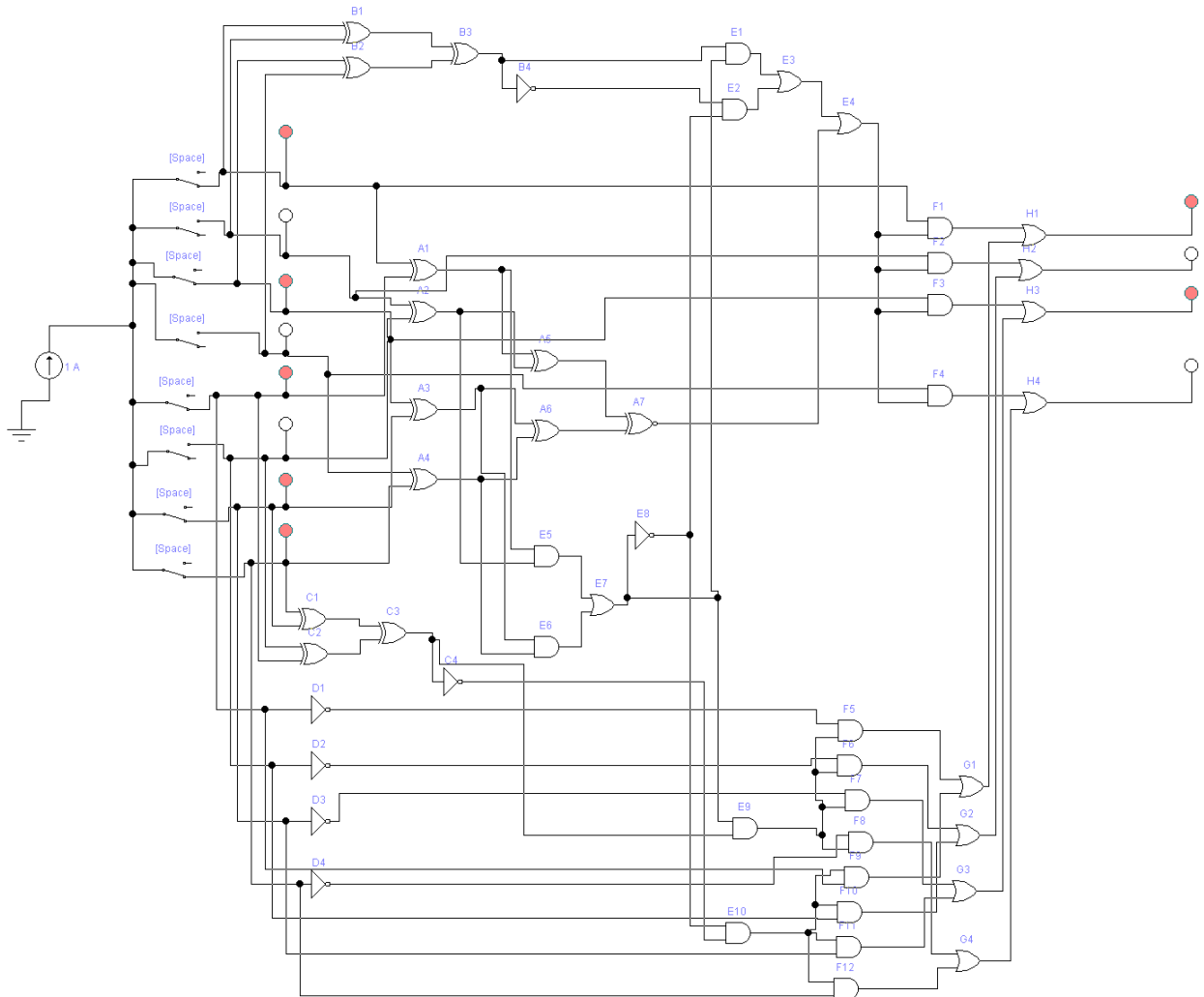


Рисунок 2.3.3 – Реализация схемы рис. 2.3.1 с использованием логических элементов в режиме имитационного моделирования.

Группа E определяет какая из последовательностей верна путем вычисления значений скалярного произведения векторов, при этом возможны три варианта:

- верны первые четыре символа (в этом случае результатом скалярного произведения будет либо 4 либо -4, или же для текущей схемы это последовательности 1111 или 0000; или же если результатом скалярного произведения является 2, то есть последовательность представляет собой набор из трех единиц и одного нуля, а также если данная последовательность четна; или же если результатом скалярного произведения является -2, то есть

последовательность представляет собой набор из трех нулей и одной единицы, а также если данная последовательность нечетна);

- верны последние четыре символа (если результатом скалярного произведения является 2, то есть последовательность представляет собой набор из трех единиц и одного нуля, а также если данная последовательность четна; или же если результатом скалярного произведения является -2, то есть набор из трех нулей и одной единицы, а также если данная последовательность нечетна);

- верны инвертированные последние четыре символа (если результатом скалярного произведения является -2, то есть последовательность представляет собой набор из трех нулей и одной единицы, а также если данная последовательность нечетна).

Группа F введена для формирования итоговой последовательности за счет использования управляющих символов, приходящих с выходов группы E. Группа G объединяет в один выход символы избыточной последовательности и инвертированной избыточной последовательности.

Группа H объединяет выходы групп F и G и формирует итоговую комбинацию, которая изначально была передана.

Сформируем последовательность для анализа работы схемы. Возьмем исходную информационную последовательность 1010. Тогда согласно правилам (4) – (8) сформируем передаваемую последовательность. Так как последовательность 1010 четная, то прибавляем такую же последовательность и в итоге получаем 10101010.

Предположим, что в процессе передачи последний символ был передан ошибочно. Тогда на вход схемы будет подана следующая последовательность: 10101011, что мы и видим на схеме, изображенной на рис.2.4. Вычислим скалярное произведение двух векторов путем побитового перемножения двух последовательностей и преобразования полученной последовательности согласно условию (2.3.3):

$$\begin{array}{r}
 1 \ 0 \ 1 \ 0 \\
 \times \\
 \hline
 1 \ 0 \ 1 \ 1 \\
 1 \ 1 \ 1 \ 0
 \end{array}$$

То есть получилось значение 1110 (или же 2 согласно условию (2.3.3)). Это означает что полученная последовательность содержит одну ошибку, и верна та последовательность из двух имеющихся, которая четна. Проверяем. На выходе элемента А7 будет ноль. На выходе элемента В3 – ноль. На выходе элемента В4 – единица. На выходе элемента С3 – единица. На выходе элемента С4 – ноль. На выходе элемента Е5 – ноль, Е6 – ноль, Е7 – ноль, Е8 – единица. Таким образом единственным управляющим сигналом остается сигнал на выходе элемента Е2. Тогда на выход будут переданы первые четыре символа, что и является исходной кодированной последовательностью.

Теперь рассмотрим схему для кода (7,4), рис.2.3.4. На данной основе для кода (8,4) в данной работе построена схема, показанная на рис. 2.3.2. Эта схема,

в полном соответствии с особенностями используемого инструмента имитационного моделирования, использует элемент «лампочки», присутствующие на входе и на выходе как индикаторы. Они позволяют наглядно продемонстрировать, какой сигнал реализуется на входе и на выходе. Это позволяет проверить, действительно ли полученная схема позволяет декодировать полученный код (с ошибкой и без). Входные ключи задают исходную двоичную последовательность.

Группа логических элементов А выполняет процесс инвертирования полученных сигналов, для их использования в случае, если исходная последовательность передается с ошибкой.

Группа логических элементов В производит непосредственно операцию скалярного произведения векторов информационной и избыточной последовательностей. Также группа В определяет четность последовательностей, рассматриваемых в ходе декодирования.

Группы С и D определяют четность-нечетность различных пар полученной последовательности, а также вычисляют скалярное произведение.

Группа F формирует управляющие сигналы, которые определяют какой набор символов передать на выход.

Группа H на основе поступивших управляющих сигналов формирует выходную последовательность.

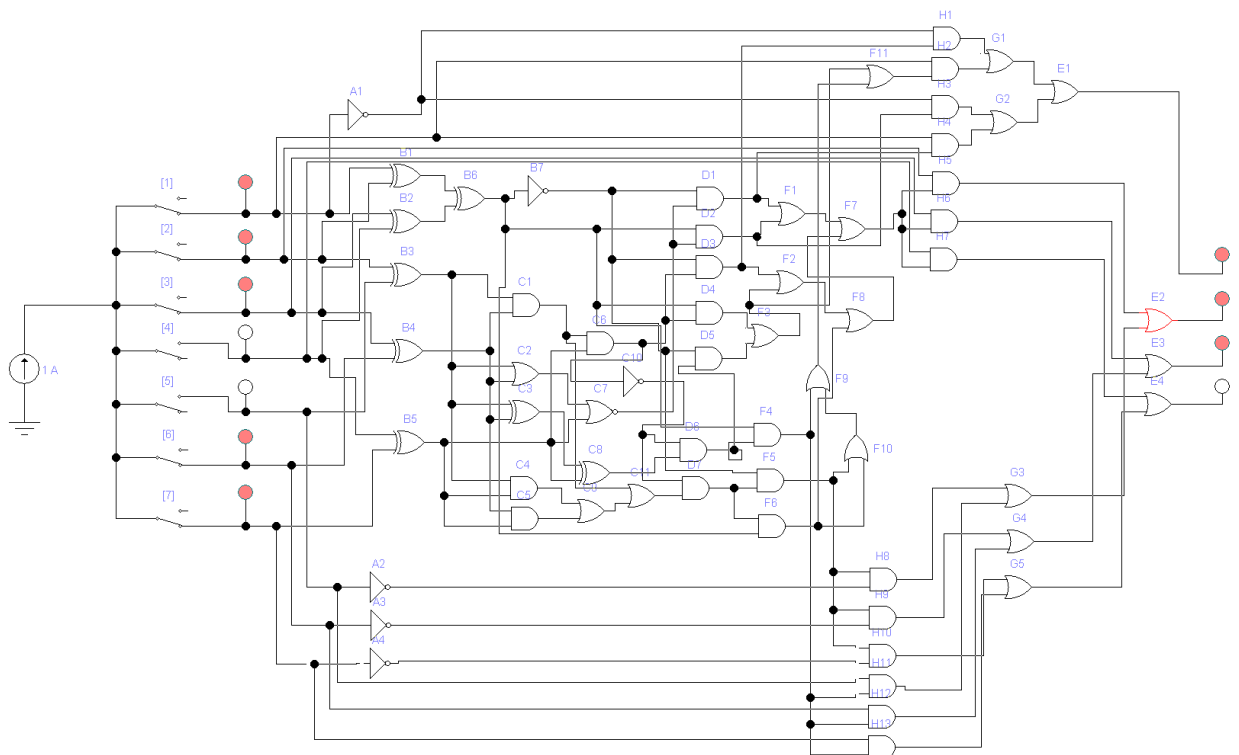


Рисунок 2.3.4 – Реализация схемы рис. 2.3.2 с использованием логических элементов в режиме имитационного моделирования.

Группа G получает сигналы с нескольких групп H и передает итоговый сигнал на конечную группу E, которая и выдает декодированную и исправленную последовательность.

Сформируем код (7,4) из информационной последовательности 1110. Так как исходная последовательность нечетна, то к исходной добавляем инвертированные 2, 3 и 4 символы. Таким образом получаем: 1110001. Предположим, что в процессе передачи предпоследний символ дошел с ошибкой, тогда получим 1110011. Этот сигнал и подан на вход схемы, изображенной на рис.2.3.5. Проведем скалярное произведение двух векторов путем побитового перемножения двух последовательностей и преобразования полученной последовательности согласно условию (2.3.3):

$$\begin{array}{r} 1 \ 1 \ 0 \\ X \\ 0 \ 1 \ 1 \\ \hline 0 \ 1 \ 0 \end{array}$$

Получилось 010 (или же -1 согласно условию (2.3.3)), что говорит о том, что полученная последовательность содержит ошибку и при этом первый переданный символ верен. Тогда если первые четыре символа полученной последовательности образуют нечетную последовательность, то значит на выход передается все первые четыре символа. В случае же если она нечетна, значит на выход требуется передать первый полученный символ и три последних инвертированных символа. В данном случае видим, что первые четыре символа полученной последовательности (1110) образуют нечетную последовательность, что говорит о том, что она и есть верная. Что мы и получаем на выходе схемы.

Таким образом можно видеть, что существует вполне определенная радиоэлектронная схема, которая обеспечивает декомпозицию кода Хэмминга, а точнее исправление ошибки. С точки зрения о которой говорилось ранее данную схему вполне можно трактовать как нейронную сеть, точнее она является инструментом реализации нейронной сети, понимаемой в указанном выше смысле (рис. 2.3.1, рис. 2.3.2).

Здесь, разумеется, можно предвидеть вполне определенные возражения, связанные с тем, что данная схема представляет собой по существу типовую радиоэлектронную схему, построенную на логических элементах. Однако, подчеркиваем еще раз, что схемы рис. 2.3.3 и 2.3.4 предназначены исключительно для проверки работоспособности предложенного подхода, как нейронную сеть в предлагаемом смысле следует трактовать системы, схемы которых показаны на рис. 2.3.1 и 2.3.2 Впрочем, с точки зрения представлений о том, что нейросетевая наука должна приближаться к раскрытию сути интеллекта как такового, принципиального различия между схемами, построенными на логических элементах, и схемами, построенными на основе той или иной эмуляции нейронов, нет и быть не может.

Более того есть все основания полагать, что любая логическая схема и любая нейронная сеть могут рассматриваться как нечто эквивалентное. И первым шагом для доказательства данного положения являются следующая **лемма**.

Любую нейронную сеть можно рассматривать как аналог нейронной сети Хопфилда. Данная Лемма имеет не столько прикладное, сколько методологическое значение и доказать его можно очень легко.

Действительно в нейронной сети Хопфилда выходы с каждого нейрона, вообще говоря, соединены со входами всех остальных нейронов обратными связями. Очевидно, что к данной схеме приводится нейронная сеть любой другой архитектуры. Так, последовательную нейронную сеть можно свести к нейронной сети Хопфилда (рис. 2.3.5), если расположить все слои в один и тот же ряд и присвоить соответствующим связям значение весовых коэффициентов, равное нулю.

Подчеркиваем, что на основании материалов, представленных в Главе 3, мы можем рассматривать нейронные сети в рамках троичной логики, то есть говорить о том, что на входе каждого сигнала присутствует минус единица или плюс единица. Это соответствует тому, что на данный вход данного нейрона подаётся логический ноль или логическая единица в обычно используемых терминах. Ноль в терминах троичной логики соответствует тому, что связь между выходом N-го нейрона и входом M-го нейрона отсутствует.

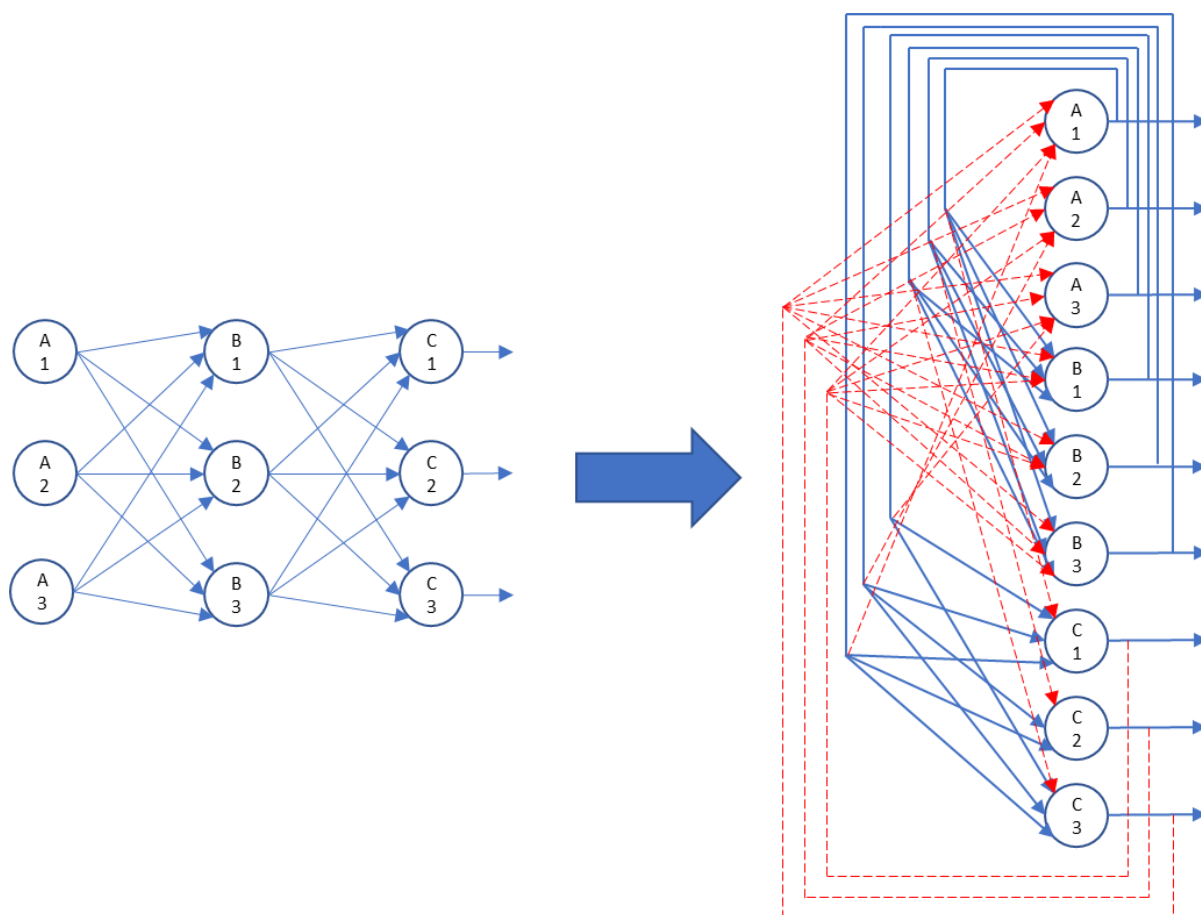


Рисунок 2.3.5 – Иллюстрация к методологической эквивалентности слоистой нейронной сети и нейронной сети Хопфилда.

Как будет ясно из дальнейшего, именно учет характера взаимодействия нейронной сети с той информацией, которую она обрабатывает, и позволяет разрешить парадокс, неявно сформулированный выше. Этот парадокс,

подчеркнем еще раз, состоит в том, что нейронная сеть, содержащая достаточно большое количество элементов, оказывается намного более эффективной, нежели несколько ее частей, взятых по отдельности. В противном случае эти отдельные части не имело бы смысла соединять в единую сеть. В то же время значительный объем эмпирических данных, который накоплен при работе с нейронными сетями, содержащими большое количество элементов, однозначно говорит о том, что их эффективность является гораздо более высокой. Другими словами, парадокс, указанный выше, подтвержден многочисленными экспериментальными данными, обобщенными, в частности, в монографиях [9-10,72].

Прежде чем переходить к разрешению данного парадокса, еще раз подчеркнем, что сделанные выше выводы никак не касаются ни архитектуры конкретных использованных нейронных сетей, ни методов их обучения. Эти выводы носят общий характер, и они отражают общие закономерности теории информации, независимо от того какой конкретно инструмент для обработки информации используется.

Итак, мы показали, что сравнительно малая нейронная сеть может обеспечить очень высокую степень компрессии информации, более чем на 80% если допустимыми являются 25% ошибок. Очевидно, что количество ошибок может быть уменьшено за счет адекватного подбора кода. Иначе говоря, в предложенной интерпретации, как это вытекает из сказанного выше, процедура настройки нейронной сети де-факто означает выбор того базиса, если мы говорим о линейных кодах, в котором данная совокупность образов, скажем тех образов на которых обучается нейронная сеть, распознается оптимальным образом. Это означает что данный фрагмент нейронной сети определённым образом вырабатывает свой язык, некий протопонятийный аппарат, с которым он далее работает, распознавая образы в той или иной степени сходные с теми на которых он был обучен.

Парадокс, о котором говорилось выше, разрешается следующим образом. Объемлющая нейронная сеть будет гораздо более эффективной тогда и только тогда, когда все её подсистемы оперируют одинаковым протопонятийным аппаратом. Другими словами, тогда, когда отдельные подсистемы, работая с различными частями образа, выявляют в нем некие сходные закономерности. В порядке иллюстрации к сказанному можно отталкиваться от анализа черно-белого рисунка, выполненного посредством линий. Здесь нейронная сеть имеет возможность классифицировать элементы образа как геометрические объекты – прямые линии, кривые второго порядка и так далее. Сжатие информации обеспечивается за счет вычленения определённых закономерностей, присущих рассматриваемому объекту, на уровне его отдельного фрагмента. А далее следующие слои нейронной сети уже работают со сжатой информацией. Однако заметим если мы говорим о рисунке как о целостности, то в нём действительно возникает возможность вычленить элементы протопонятийного аппарата, к которым заведомо относятся геометрические характеристики элементов фигур, на которые расчленяется рисунок. Иными словами, нейронная сеть здесь оперирует не с произвольной информацией, а с информацией, для которой

характерны внутренние закономерности, внутренне сходство и именно их и вычленяет нейронная сеть. Далее следующие слои нейронной сети работают уже с этими характеристиками, с протопонятийным аппаратом, рассматривая его как исходную информацию, что обеспечивает компрессию информации следующего уровня. Однако первым шагом здесь заведомо является формирование протопонятийного аппарата отдельными элементами нейронной сети.

Еще одним наглядным примером, иллюстрирующим способ разрешения того парадокса, о котором говорилось выше, является процесс распознавания звуковых сигналов головным мозгом человека. В самом деле существует вполне определенный тип сигнала, который идентифицируются как речь или который идентифицируется как музыка, который расчленяется на вполне определенные относительно самостоятельные фрагменты. Эти фрагменты связаны между собой во вполне определенную систему, но с каждым из них отдельный фрагмент нейронной сети способен оперировать относительно самостоятельно.

Несколько упрощая, здесь он действует точно так же, как действовал бы сегмент нейронной сети, распознающий отдельную рукописную букву в тексте. Отличие состоит только в том, что здесь речь идет о сигналах, вариации которых также могут нести информацию. В частности, речь идет об интонациях, об эмоциональной окраске и так далее. Однако сути дела это не меняет – нейронная сеть как целостность не может работать, если её фрагменты не синхронизированы друг с другом в том смысле, что они в состоянии обеспечивать компрессию информации по одним и тем же правилам. Только тогда эффективность работы крупной нейронной сети будет гораздо выше нежели эффективность ее отдельных частей.

Несколько утрируя, можно сказать, что нейронная сеть как целостность «затачивается» на распознавании образов вполне определенного типа, элементы которых подчиняются определенным закономерностям, связывающим их друг с другом (по крайней мере они допускают компрессию информации по одним и тем же правилам). Именно в таких ситуациях работает слоистая нейронная сеть и именно тогда возникают возможности для еще большей компрессии информации по тем же самым механизмам, о которых это говорилось выше. Высказанные соображения на первый взгляд могут показаться элементарными, однако, из них, равно как и из материала, изложенного выше, непосредственно следует, что и интеллект человека также формируется как элемент общей нейронной сети, к которой можно отнести или ноосферу в целом (или ее относительно самостоятельные фрагменты).

Иными словами, то, что мы именуем интеллектом, действительно является сугубо коллективным эффектом. В этом смысле неожиданное звучание приобретает известнейший афоризм Умберто Эко: «Это не мы разговариваем языком, это язык разговаривает нами». Язык как средство коммуникации — это то, что создает и структурирует наш интеллект. Интеллект человека представляет собой проекцию информационных процессов, которые протекают в глобальной коммуникационной сети на отдельный относительно самостоятельный фрагмент, то есть на головной мозг.

Тем самым можно утверждать, что результаты, полученные выше, доказывают гипотезы, сформулированные еще в монографии [10], конкретно речь идет о том, что интеллект человека не мог развиваться в результате эволюции, связанной с мутациями нейронной сети отдельных индивидов. Интеллект человека не мог возникнуть иначе как некая целостность первоначально являвшаяся коллективной. Соответствующие гипотезы были высказаны также в [106] где было высказано предположение, что представления об архетипах получают непосредственное подтверждение с точки зрения гипотезы о первоначально коллективном характере интеллекта, который стал индивидуальным только на позднейших этапах эволюции (предположительно, в период завершения матриархата).

Впрочем, для целей настоящей работы конкретные исторические рамки перехода от коллективного интеллекта к индивидуальному не являются столь существенными. Важно, что и в наше время не могут не существовать механизмы, которые обеспечивают синхронизацию функционирования интеллекта отдельных людей. Соответственно представление о глобальной коммуникационной сети приобретают совершенно новое звучание. Интеллект человека и в наше время существует только постольку, поскольку он является частью глобальной коммуникационной сети и по-прежнему является его проекцией, а индивидуальное сознание до сих пор остается только относительно самостоятельным, в чём, подчеркнем еще раз, убеждают различного рода проявления социокультурного кода, диктат среды (а иногда и террор среды) и тому подобное.

Далее, материалы данной главы однозначно показывают, что социокультурный код — это есть не некая абстракция, не понятие, призванное метафорически отразить наблюдаемые явления, но термин, отражающий вполне определенную объективную реальность и допускающий непосредственную трактовку на основе теории информации. Коль скоро те механизмы синхронизации о которых говорилось выше заведомо работают, то, следовательно, социокультурный код можно и нужно с полным на то основанием трактовать как некую исполняемую программу, которая закладывается в интеллект каждого человека в процессе его формирования в результате взаимодействия с глобальной коммуникационной средой. Коль скоро интеллект человека есть проекция неких сущностей, пребывающих в глобальной коммуникационной сети на ее отдельный относительно самостоятельный фрагмент, то этот фрагмент не может не быть отражением тех сущностей, которые пребывают в соответствующем фрагменте ноосферы. Поскольку проявления социокультурного кода заложено в базовые механизмы формирования самого интеллекта, то соответствующая программа не может не быть исполняемой. В порядке иллюстрации можно утверждать, что в данном разделе с точки зрения теории информации доказано известное высказывание Л.Н. Гумилева — «Ни один член этноса не может поступать иначе, чем так как он привык с самого детства». Разумеется, это правило также имеет исключения, но оно в полной мере отражает суть механизма воздействия социокультурного кода на личность. Перефразируя фразу Умберто Эко можно было бы сказать так —

«Нами разговаривает не просто язык, нами разговаривает социокультурный код и все те сущности, пребывающие в относительно самостоятельном фрагменте ноосферы, которые с ним ассоциированы.

Тем самым материалы данной главы также доказывают, что многие положения геополитики, которые пока что не имеют последовательного обоснования с точки зрения теории информации, получают таковое. Напомним, что классическая геополитика со времен Маккиндера рассматривала государства как некие самостоятельные организмы, обладающие собственным нетривиальным поведением и своими собственными нетривиальными реакциями. Напомним также что эта точка зрения тесно перекликается и с представлениями Л.Н. Гумилева о характере формирования этнических структур. Коль скоро мы говорим о глобальной коммуникационной среде в которой существуют вполне определенная иерархия относительно самостоятельных структур, то тем самым возникает возможность утверждать, что представления о государствах как об относительно самостоятельных целостностях действительно отражают суть процессов, протекающих в глобальном коммуникационном пространстве. Коль скоро эти объекты являются относительно самостоятельными, в них формируются относительно самостоятельно сущности точно так же, как и относительную самостоятельность имеет и интеллект человека.

Именно этот вывод и является наиболее важным во всей данной работе. А именно, он показывает, что по мере того, как и далее будет совершенствоваться средства ведения информационной войны, они все в большей степени будут переходить на надличностный уровень.

Действительно нет смысла пытаться внушить что-то определённой группе людей, гораздо проще и эффективнее воздействовать на социокультурный код в целом, если для этого есть соответствующие инструменты. Более того, такое воздействие будет скрытым и неявным. В том, что такие разработки ведутся, убеждает анализ текущей литературы в области таких направлений как распространение слухов. Эти работы активно ведутся, к ним привлечены очень серьезные силы, но вместе с тем публикации, которые имеются в открытой печати, по большей части относятся к изложению результатов, полученных на имитационных моделях (или это – публикации сугубо теоретического характера). Работ, в которых полученные теоретические результаты сопоставлялись бы с экспериментальными, практически нет. Это говорит о том, что данные результаты, по всей вероятности, проходят под соответствующим грифом секретности. Более того в том, что совершенствование инструментария информационной войны идет именно по этому пути, убеждают также и недавние события в Республике Беларусь. А именно, как отмечает подавляющее большинство современных политологов, существует принципиальное отличие между организацией протестов в Беларуси и аналогичными событиями зимы 2013/14 года в Киеве. В одном случае протест носил явно выраженный иерархический характер, у него существовали вполне определенные лидеры. Здесь же организации протестов носит сугубо сетевой характер. Эти и другие признаки, о которых говорят, в том числе, и ведущие политологи, заставляет

предположить, что инструментарий ведения информационных войн претерпевает качественные трансформации и они все в большей степени нацеливаются именно на трансформации социокультурного кода страны-мишени. Следовательно, дальнейшие исследования в данном направлении являются более чем актуальными. Экспериментальные результаты, подтверждающие нашу точку зрения отражены в главе 4.

2.4 Выводы по главе

В данной главе даются математические доказательства того, что предлагаемый подход является не просто верным с точки зрения общей методологии, но обладает вполне определенными преимуществами с точки зрения дальнейшего развития теории нейронных сетей. В частности, в данном разделе доказывается, что, строго говоря, не существует разницы между таким объектом как нейронная сеть, и теми процедурами, которые рассматриваются в методах помехоустойчивого кодирования. Доказывается, что эти два научных направления, по существу, решают одну и ту же задачу. При этом строятся аналоги нейронных сетей, которые позволяют обеспечить декодирование классического кода Хэмминга. Обеспечивается проверка полученных результатов на имитационных моделях. Доказывается, что понятие нейронная сеть должно быть существенным образом пересмотрено в силу как соображений сугубо прикладного характера, так и тех соображений, которые вытекают из общеметодологических соображений.

3 НОВЫЕ ПОДХОДЫ К АНАЛИЗУ И ПОСТРОЕНИЮ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

3.1 Переход к дискретному описанию факторов информационной войны: возможность использования нейросетевых моделей

Построения, содержащиеся в предыдущих параграфах, в основном отталкивались от представлений о том, что индивиды формируют коллективную нейронную сеть, которую иначе можно назвать глобальной коммуникационной средой. Доказательства этому вполне прозрачны, и они основывались на том, что при общении любого числа индивидов действительности имеет место обмен сигналами между нейронами, составляющими их головной мозг. Однако с точки зрения практического использования в ближайшей перспективе такой подход представляется чрезмерно фундаментальным. Точнее для того, чтобы описать работу надличностного уровня переработки информации, строго говоря, вовсе необязательно спускаться на уровень нейрофизиологии. Можно обойтись гораздо более простыми средствами что, собственно, и отвечает той интерпретации трансформаций характера информационной войны, которая была предложена в [22].

Конкретно речь идёт о том, что нейросетевое описание социума может быть существенным образом огрублено. Здесь уместно отметить, что именно огрубленное описание социума как аналога нейронной сети содержалось, в частности, в работах [76,77,107,108], где было показано, что голосование в любом совете, в частности в диссертационном совете может рассматриваться на основе прямой аналогии с нейронными сетями. Более того в ранней монографии [109] каждый индивид рассматривался как некий аналог нейрона. Как справедливо подчеркивалось в цитированной монографии, это является, в известном смысле, метафорой. Только последующие исследования в данном направлении позволили показать, что социум действительно можно уподобить нейронной сети.

Однако вопрос об огрублённом описании с повестки дня не снят, тем более что это теснейшим образом связано с проблематикой непосредственного воздействия на социокультурный код страны-мишени [23-27]. Чем более огрубленное описание для этих целей мы будем использовать, тем эффективнее будут инструменты для количественного анализа. Это вытекает из очевидных соображений, связанных с тем, что коммуникационная структура социума более чем сложна, поэтому необходимы инструменты, которые позволят увидеть картину в целом.

В данном параграфе доказывается что анализ реакции социума на те или иные внешние воздействия, используемые в качестве инструмента информационной войны, может быть проведён в рамках нейросетевых моделей даже тогда, когда поведение отдельного человека рассматривается в рамках максимально простых предложений.

В рамках рассматриваемой модели предполагается, что имеется две группы индивидов, разделяющих противоположные воззрения.

Диктат среды в этом случае проявляется вполне определенным образом. Когда одна из точек зрения торжествует, представители противоположной точки зрения оказываются вынуждены скрывать (или, как минимум, не афишировать свои воззрения). Применительно к РК такая ситуация реализуется, в частности, по отношению к проблемам семейно-брачных отношений, о чем свидетельствуют многочисленные публикации в СМИ.

Простейшая модель, в которой описывается диктат среды, связанный с двумя противоборствующими точками зрения, может быть построена следующим образом.

Имеется четыре группы индивидов. Две из них (индексы «0» и «1») относятся к подсистеме (I), куда входят индивиды, разделяющие одну из двух рассматриваемых точек зрения. Индивиды из первой из этих групп (индекс «0») выражают свою точку зрения открыто (индекс «1»), из второй – на показ демонстрируют противоположную точку зрения, но внутренне ее не разделяют. Иными словами, индивиды из группы с индексом «1» мимикрируют под воздействием диктата среды, если он действительно имеет место.

Сходным образом, индивиды из группы с индексом «3» открыто разделяют вторую из противоборствующих точек зрения, а индивиды из группы с индексом «2» ее маскируют. Эти две группы формируют подсистему (II).

Предполагается, что в рассматриваемой модели переходы могут иметь место только внутри подсистем (I) и (II), т.е. индивиды могут переходить из группы с индексом «0» в группу с индексом «1» и обратно, но не покидают подсистему (I). (Аналогично для групп с индексами «2» и «3», рисунок 3.1.1). Такое предположение вытекает из представлений о социокультурном коде

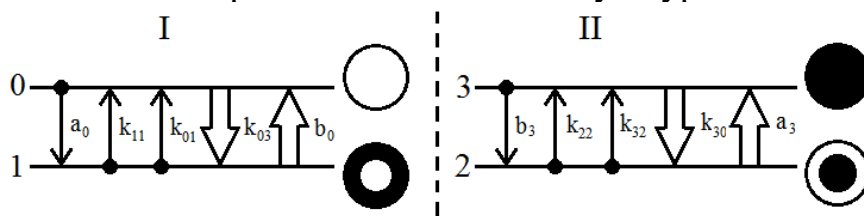


Рисунок 3.1.1 – Схема переходов между выделенными группами индивидов в двух выделенных подсистемах, отвечающих противоборствующим воззрениям

Переходы из группы в группу (Рисунок 3.1.1) могут быть обусловлены следующими факторами.

- Прямая пропаганда (не связанная с межличностным общением, например, через СМИ, рисунок 3.1.2).
- Прямой индуцированный переход, обусловленный межличностными коммуникациями внутри группы, рисунок 3.1.3. Механизм данного перехода обусловлен тем, что индивид, скрывающий свои воззрения, может перестать это делать в результате общения с тем, кто разделяет убеждения такого рода открыто.
- «Туннельный» индуцированный переход, обусловленный межличностными коммуникациями внутри группы, рисунок 3.1.4. Механизм данного перехода обусловлен тем, что индивиды, скрывающие свои воззрения, в

процессе межличностного общения могут убедиться в том, что у них есть единомышленники и прийти к выводу, что такое поведение более не оправданно.

- Фактор диктата среды, связанный с влиянием лиц, разделяющих противоположную точку зрения, рисунок 3.1.5

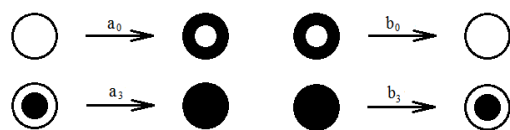


Рисунок 3.1.2 – Схемы переходов внутри выделенных групп, обусловленные воздействием внешних факторов

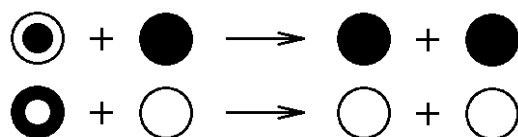


Рисунок 3.1.3 – Схемы индуцированных переходов внутри выделенных групп, обусловленных межличностными коммуникациями

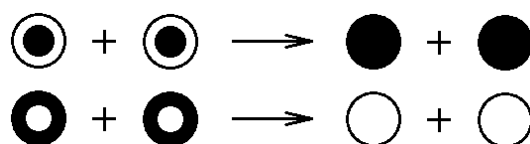


Рисунок 3.1.4 – Схемы индуцированных переходов внутри выделенных групп, обусловленных межличностными коммуникациями

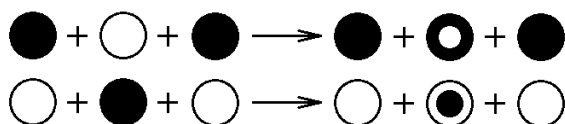


Рисунок 3.1.5 – Схемы переходов внутри выделенных групп, обусловленных фактором диктата среды

Все перечисленные выше процессы могут рассматриваться по аналогии с химическими реакциями, причем схеме рисунка 3.1.2 отвечает реакция первого порядка (в реакции участвует одна компонента); схема рисунков 3.1.3 и 3.1.4 отвечает реакция второго порядка (две компоненты), а схеме рисунка 3.1.5 – третьего. Скорость химической реакции, как известно, пропорциональна произведению концентраций всех участвующих в ней компонент, что позволяет записать уравнения, описывающие эволюцию рассматриваемой системы.

Следовательно, уравнения, описывающие рассматриваемые процессы, имеют следующий вид.

$$\frac{dN_0}{dt} = -k_{03}N_0N_3^2 + k_{11}N_1^2 + k_{01}N_0N_1 + b_0N_1 - a_0N_0 \quad (3.1.1)$$

$$\frac{dN_1}{dt} = k_{03}N_0N_3^2 - k_{11}N_1^2 - k_{01}N_0N_1 - b_0N_1 + a_0N_0 \quad (3.1.2)$$

$$\frac{dN_2}{dt} = k_{30}N_3N_0^2 - k_{22}N_2^2 - k_{32}N_3N_2 - a_3N_2 + b_3N_3 \quad (3.1.3)$$

$$\frac{dN_3}{dt} = -k_{30}N_3N_0^2 + k_{22}N_2^2 + k_{32}N_3N_2 + a_3N_2 - b_3N_3 \quad (3.1.4)$$

где N_i - заселенности соответствующего состояния (уровня), смысл коэффициентов уравнений раскрывают рис. 3.1.1 – рис. 3.1.5.

Суммируя уравнения (3.1.1) и (3.1.2) можно видеть, что, как это и должно вытекать из сделанных предположений о поведении рассматриваемой системы, полное число индивидов в подсистеме (I) остается неизменным:

$$N_1 + N_0 = C_0 \quad (3.1.5)$$

Сходным образом, неизменным остается число частиц в подсистеме (II)

$$N_2 + N_3 = C_3 \quad (3.1.6)$$

Введем следующие обозначения

$$K_1 = \frac{k_{11}}{C_0C_3^2k_{30}}; k_1 = \frac{C_0k_{01}}{C_3^2k_{30}}; B_1 = \frac{b_0}{C_3^2k_{30}}; A_1 = \frac{a_0}{C_3^2k_{30}} \quad (3.1.7)$$

$$K_2 = \frac{k_{22}}{C_0^2C_3k_{03}}; k_2 = \frac{C_3k_{32}}{C_0^2k_{03}}; B_2 = \frac{b_3}{C_0^2k_{03}}; A_2 = \frac{a_3}{C_0^2k_{03}} \quad (3.1.8)$$

Тогда

$$\tau_0 \frac{dx_0}{dt} = -x_0x_3^2 + K_1x_1^2 + k_1x_0x_1 + B_1x_1 - A_1x_0 \quad (3.1.9)$$

$$\tau_3 \frac{dx_3}{dt} = -x_3x_0^2 + K_2x_2^2 + k_2x_3x_2 + A_2x_2 - B_2x_3 \quad (3.1.10)$$

$$x_1 = 1 - x_0 \quad (3.1.11)$$

$$x_2 = 1 - x_3 \quad (3.1.12)$$

где

$$\tau_0 = \frac{1}{C_0C_3^2k_{30}}; \tau_3 = \frac{1}{C_0^2C_3k_{03}} \quad (3.1.13)$$

Рассмотрим стационарный случай:

$$-x_0x_3^2 + K_1x_1^2 + k_1x_0x_1 + B_1x_1 - A_1x_0 = 0 \quad (3.1.14)$$

$$-x_3x_0^2 + K_2x_2^2 + k_2x_3x_2 + A_2x_2 - B_2x_3 = 0 \quad (3.1.15)$$

Система уравнений (3.1.11), (3.1.12), (3.1.14) и (3.1.15) является замкнутой и для того, чтобы сделать качественные выводы, ее можно проанализировать графически, используя выражения, вытекающие из соотношений (3.1.14) и (3.1.15):

$$x_3 = \sqrt{\frac{K_1 x_1^2 + k_1 x_0 x_1 + B_1 x_1 - A_1 x_0}{x_0}} \quad (3.1.16)$$

$$x_0 = \sqrt{\frac{K_2 x_2^2 + k_2 x_3 x_2 + A_2 x_2 - B_2 x_3}{x_3}} \quad (3.1.17)$$

На рис. 3.1.6 использовано следующее построение. Кривая 1: по оси абсцисс отложены значения x_0 , а по оси ординат – значения x_3 , вычисленные по формулам (3.1.11) и (3.1.16). Кривая 2: по оси ординат отложены значения x_3 , по оси абсцисс – значения x_0 , полученные по формулам (3.1.12) и (3.1.17). Решение системы уравнений (3.1.11), (3.1.12), (3.1.14) и (3.1.15), очевидно, соответствует точкам пересечения указанных кривых.

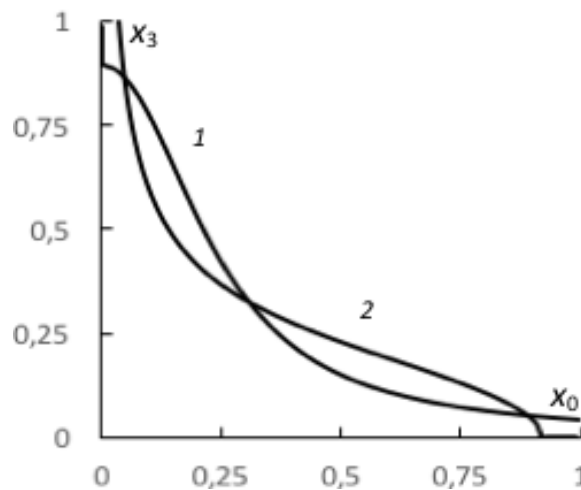


Рисунок 3.1.6 – Графическое решение системы уравнений (3.1.11), (3.1.12), (3.1.14) и (3.1.15) при следующих значениях управляющих параметров $K_1 = 0,014$; $k_1 = 0,063$; $A_1 = 0,007$; $B_1 = 0,021$; $K_2 = 0,021$; $k_2 = 0,042$; $A_2 = 0,021$; $B_2 = 0,007$.

Полученное простейшим путем графическое решение полностью коррелирует с фазовым портретом рассматриваемой системы уравнений (3.1.9) – (3.1.10), полученным численными методами (Рис. 3.1.7). Видно, что узлы фазового портрета располагаются там же, где находятся точки пересечения кривых на предыдущем рисунке. Аналогичные построения для других значений управляющих параметров представлены на рис. 3.1.8 и 3.1.9, а также на рис. 3.1.13 и 3.1.14.

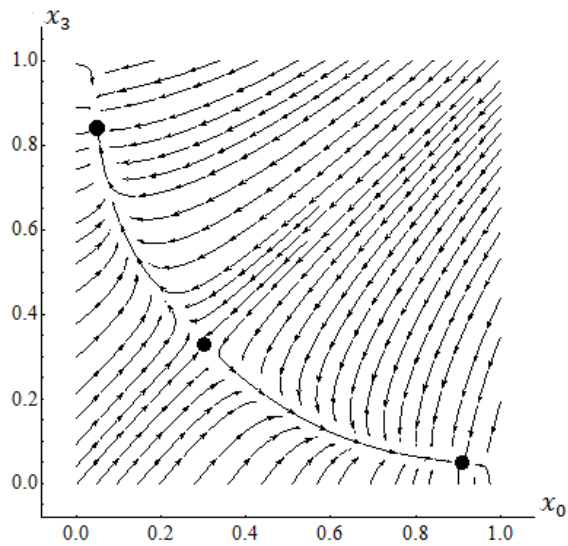


Рисунок 3.1.7 – Фазовый портрет системы уравнений (3.1.9), (3.1.10) при следующих значениях управляющих параметров $K_1 = 0,014$; $k_1 = 0,063$; $A_1 = 0,007$; $B_1 = 0,021$; $K_2 = 0,021$; $k_2 = 0,042$; $A_2 = 0,021$; $B_2 = 0,007$; $\tau_0 = 1$; $\tau_3 = 1$.

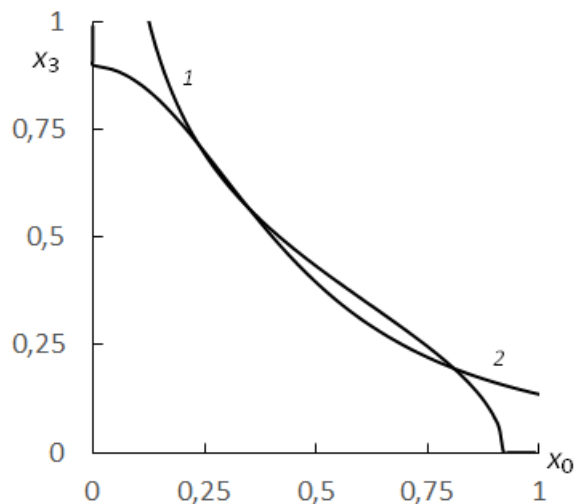


Рисунок 3.1.8 – Графическое решение системы уравнений (3.1.11), (3.1.12), (3.1.14) и (3.1.15) при следующих значениях управляющих параметров $K_1 = 0,03$; $k_1 = 0,135$; $A_1 = 0,015$; $B_1 = 0,045$; $K_2 = 0,045$; $k_2 = 0,09$; $A_2 = 0,045$; $B_2 = 0,015$; $\tau_0 = 1$; $\tau_3 = 1$.

Построенные фазовые портреты показывают, что в рассматриваемом диапазоне параметров имеет место два устойчивых узла и один неустойчивый. Более подробно это показывают рис. 3.1.10-3.1.12, на которых области фазового портрета, в которых располагаются данные узлы, представлены в увеличенном масштабе. В частности, рис. 3.1.12 показывает, что центральный узел на данных портретах относится к типу седла.

Обращает внимание, что два устойчивых узла на фазовом портрете появляются при сравнительно малых значениях всех приведенных управляющих

параметров (порядка одной сотой). Выражения для этих параметров (7) и (8) показывают, что значения являются малыми тогда, когда относительно велики (для данного числа взаимодействующих элементов в рассматриваемых подсистемах) коэффициенты k_{03} и k_{30} , которые характеризуют процессы, связанные с прямым диктатом среды.

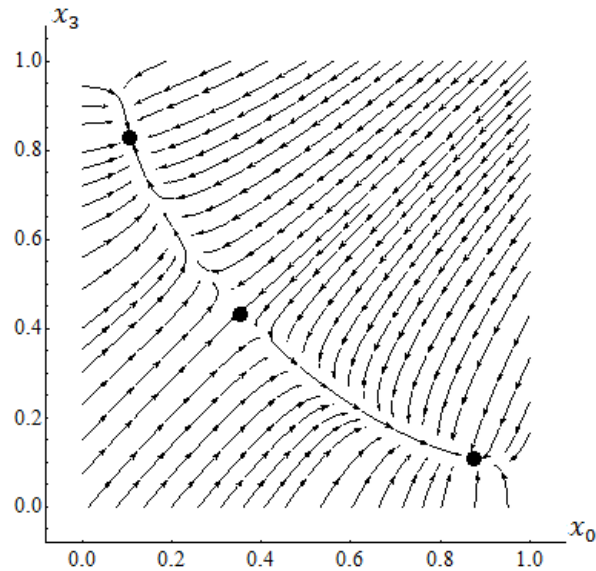


Рисунок 3.1.9 – Фазовый портрет системы уравнений (3.1.11), (3.1.12), (3.1.14) и (3.1.15) при следующих значениях управляющих параметров $K_1 = 0,03$; $k_1 = 0,135$; $A_1 = 0,015$; $B_1 = 0,045$; $K_2 = 0,045$; $k_2 = 0,09$; $A_2 = 0,045$; $B_2 = 0,015$; $\tau_0 = 1$; $\tau_3 = 1$.

Относительно небольшое увеличение управляющих параметров, что показывает сопоставление рис. 3.1.6 и рис. 3.1.8, приводит к тому, что рассматриваемая система приближается к точке бифуркации (одна из точек пересечения кривых на рис. 3.1.8 постепенно вырождается, кривые в этой точке проходят примерно по касательной).

Характер бифуркации иллюстрируют рис. 3.1.7 и 3.1.14; он является довольно типичным для систем, описываемых двумя дифференциальными уравнениями в обыкновенных производных. А именно, при постепенном увеличении рассматриваемых параметров устойчивый узел постепенно сливается с неустойчивым, что видно также из рис. 3.1.15, на котором одна из точек пересечения исчезает, соответственно на рис. 3.1.16 имеется только один устойчивый узел, такой же ситуации отвечает и фазовый портрет, представленный на рис. 3.1.17.

Следовательно, можно утверждать, что при выраженном диктате среды (малые значения приведенных управляющих параметров) система ведет себя подобно триггеру: существует два устойчивых состояния, в одном из которых переменная x_3 близка к единице, а переменная x_0 близка к нулю, в другом – наоборот. Продолжая аналогию с триггером, можно сказать, что на выходе одной подсистемы имеет место логический ноль, а на выходе другой – логическая единица.

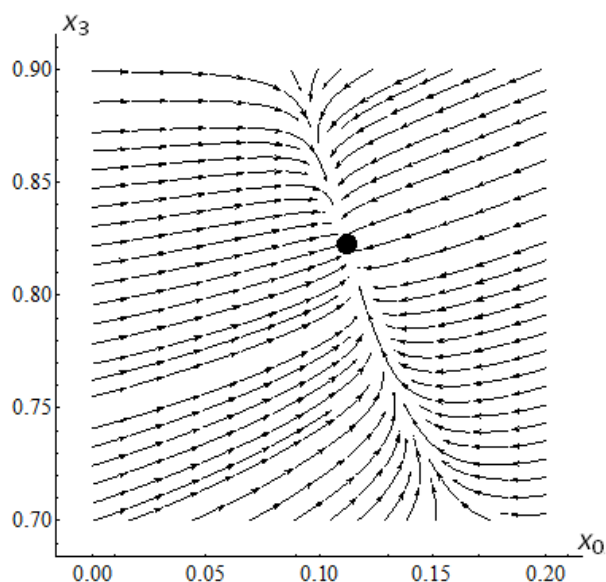


Рисунок 3.1.10 – Фазовый портрет системы уравнений (3.1.11), (3.1.12), (3.1.14) и (3.1.15) при следующих значениях управляющих параметров $K_1 = 0,03$; $k_1 = 0,135$; $A_1 = 0,015$; $B_1 = 0,045$; $K_2 = 0,045$; $k_2 = 0,09$; $A_2 = 0,045$; $B_2 = 0,015$; $\tau_0 = 1$; $\tau_3 = 1$ (увеличенный масштаб).

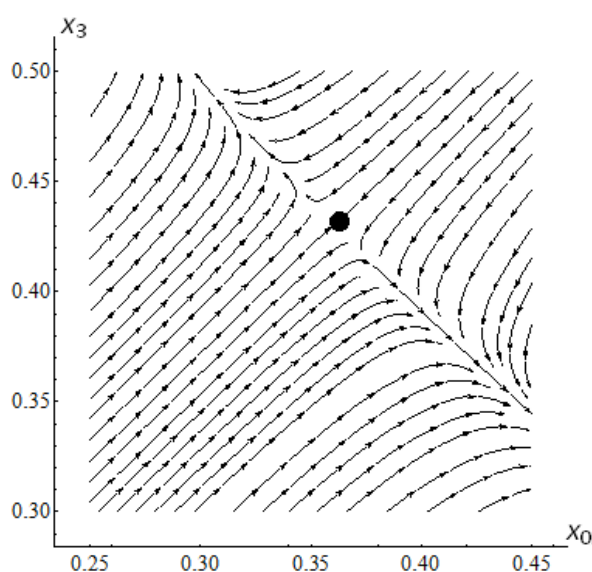


Рисунок 3.1.11 – Фазовый портрет системы уравнений (3.1.11), (3.1.12), (3.1.14) и (3.1.15) при следующих значениях управляющих параметров $K_1 = 0,03$; $k_1 = 0,135$; $A_1 = 0,015$; $B_1 = 0,045$; $K_2 = 0,045$; $k_2 = 0,09$; $A_2 = 0,045$; $B_2 = 0,015$; $\tau_0 = 1$; $\tau_3 = 1$ (увеличенный масштаб).

Напомним, что переменные x_3 и x_0 описывают относительную долю лиц, открыто придерживающихся одной из двух противоборствующих точек зрения. Следовательно, «триггерный» характер поведения системы означает, что в обществе открыто будет признаваться только одна из двух противоборствующих точек зрения.

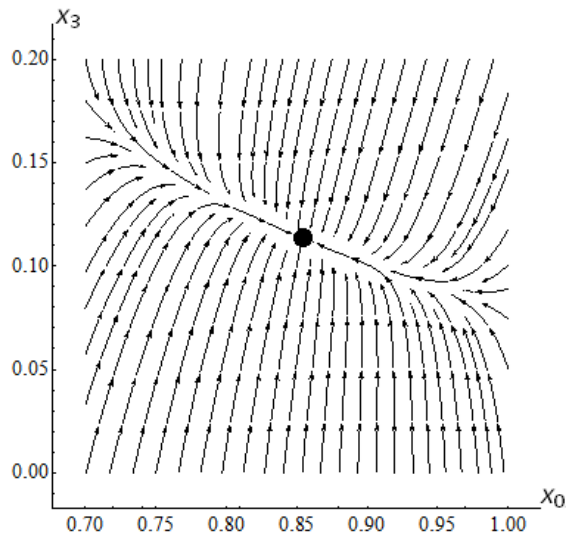


Рисунок 3.1.12 – Фазовый портрет системы уравнений (3.1.11), (3.1.12), (3.1.14) и (3.1.15) при следующих значениях управляющих параметров $K_1 = 0,03$; $k_1 = 0,135$; $A_1 = 0,015$; $B_1 = 0,045$; $K_2 = 0,045$; $k_2 = 0,09$; $A_2 = 0,045$; $B_2 = 0,015$; $\tau_0 = 1$; $\tau_3 = 1$ (увеличенный масштаб).

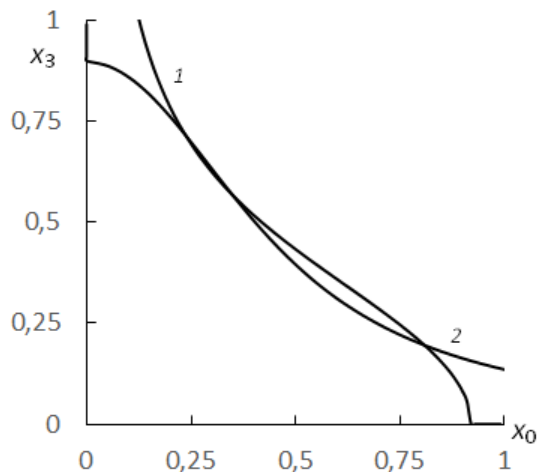


Рисунок 3.1.13 – Графическое решение системы уравнений (3.1.11), (3.1.12), (3.1.14) и (3.1.15) при следующих значениях управляющих параметров $K_1 = 0,05$; $k_1 = 0,225$; $A_1 = 0,025$; $B_1 = 0,075$; $K_2 = 0,075$; $k_2 = 0,15$; $A_2 = 0,075$; $B_2 = 0,025$; $\tau_0 = 1$; $\tau_3 = 1$.

Относительно небольшое увеличение управляющих параметров (относительное ослабление диктата среды) приводит тому, что возникают условия, когда в обществе открыто может признаваться только одна из двух противоборствующих точек зрения. Это соответствует тому, что на фазовых портретах Рис. 3.1.16 и 3.1.17 остается только один узел, причем значение одной из переменных x_3 и x_0 близко к нулю. Какой из узлов в этом диапазоне параметров исчезнет, а какой – останется, уже зависит не только от диктата среды, но и от параметров A_i, B_i , отражающих эффективность воздействия внешних факторов, в частности, прямой пропаганды. В частности, для случая, отвечающего рис. 3.1.15, коэффициент A_1 в три раза меньше, чем A_2 .

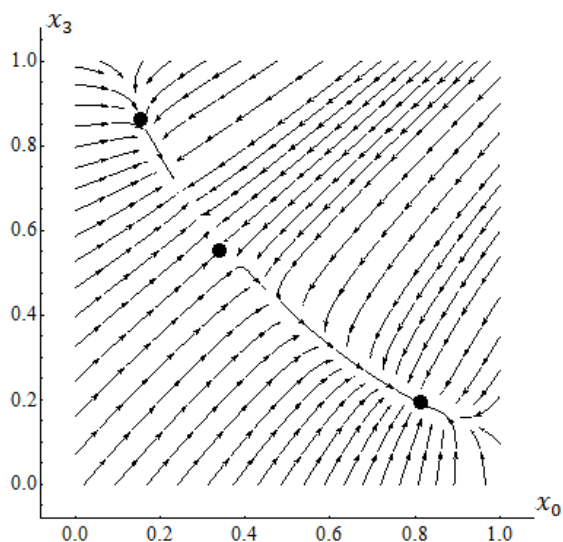


Рисунок 3.1.14 – Фазовый портрет системы уравнений (3.1.11), (3.1.12), (3.1.14) и (3.1.15) при следующих значениях управляющих параметров $K_1 = 0,05$; $k_1 = 0,225$; $A_1 = 0,025$; $B_1 = 0,075$; $K_2 = 0,075$; $k_2 = 0,15$; $A_2 = 0,075$; $B_2 = 0,025$; $\tau_0 = 1$; $\tau_3 = 1$.

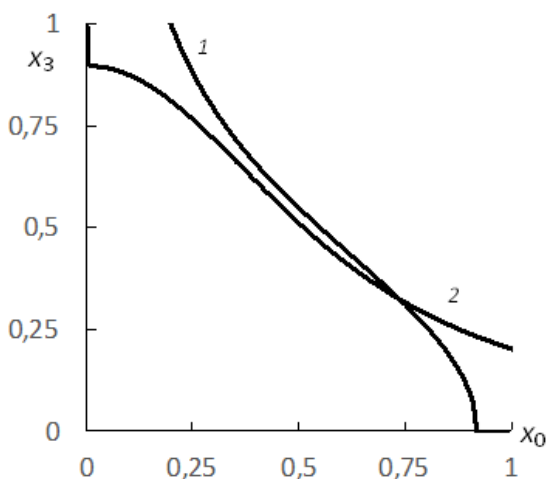


Рисунок 3.1.15 – Графическое решение системы уравнений (3.1.11), (3.1.12), (3.1.14) и (3.1.15) при следующих значениях управляющих параметров $K_1 = 0,08$; $k_1 = 0,36$; $A_1 = 0,04$; $B_1 = 0,12$; $K_2 = 0,12$; $k_2 = 0,24$; $A_2 = 0,12$; $B_2 = 0,04$; $\tau_0 = 1$; $\tau_3 = 1$.

Данный вывод хорошо согласуется с качественными представлениями о характере рассматриваемой системы: в условиях выраженного диктата среды пропаганда оказывается неэффективной, общество будет вести себя в соответствии с бытующими представлениями. Она становится эффективной только при определенных условиях, когда диктат среды ослабевает. Тогда (рис. 3.1.16, рис. 3.1.17), будет доминировать только одна из двух возможных точек зрения.

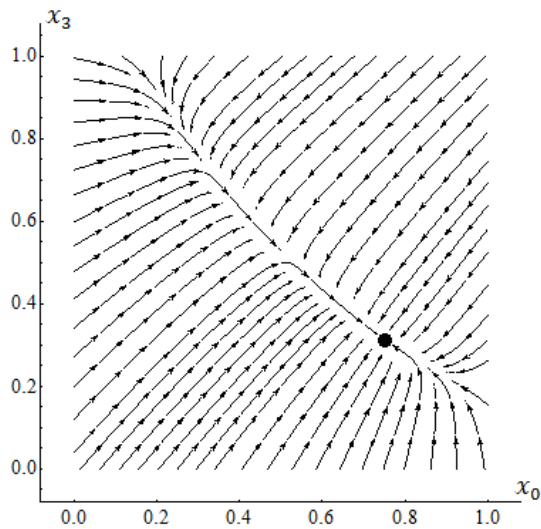


Рисунок 3.1.16 – Фазовый портрет системы уравнений (3.1.11), (3.1.12), (3.1.14) и (3.1.15) при следующих значениях управляющих параметров $K_1 = 0,08$; $k_1 = 0,36$; $A_1 = 0,04$; $B_1 = 0,12$; $K_2 = 0,12$; $k_2 = 0,24$; $A_2 = 0,12$; $B_2 = 0,04$; $\tau_0 = 1$; $\tau_3 = 1$.

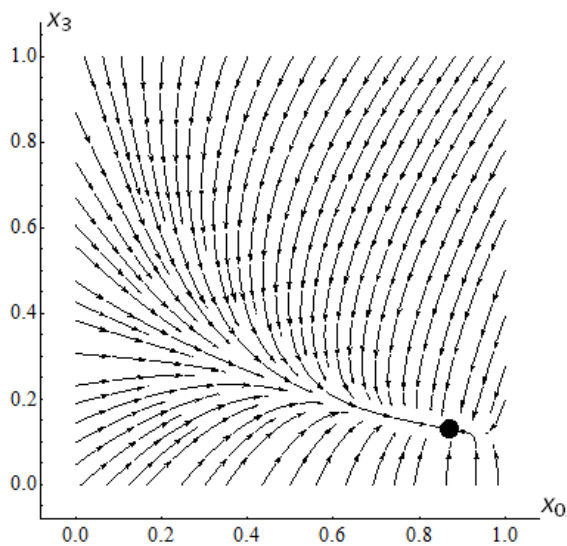


Рисунок 3.1.17 – Фазовый портрет системы уравнений (3.1.11), (3.1.12), (3.1.14) и (3.1.15) от параметра B_2 при следующих значениях управляющих параметров $K_1 = 0,12$; $k_1 = 0,1$; $A_1 = 0,01$; $B_1 = 0,08$; $K_2 = 0,12$; $k_2 = 0,2$; $A_2 = 0,06$; $B_2 = 0,52$; $\tau_0 = 1$; $\tau_3 = 1$.

Однако для того, чтобы в обществе заведомо доминировала только одна из двух возможных точек зрения, диктат среды все же необходим. Действительно, при еще больших значениях приведенных управляющих параметрах системы (рис. 3.1.18 и 3.1.19) остается только один устойчивый узел, причем он отвечает ситуации, когда обе переменные x_3 и x_0 близки к единице. Это также согласуется с качественными заключениями: если диктат среды существенно ослабевает, то индивиды открыто придерживаются той или другой точки зрения, т.е. в этом случае прямая пропаганда оказывает достаточно слабое воздействие.

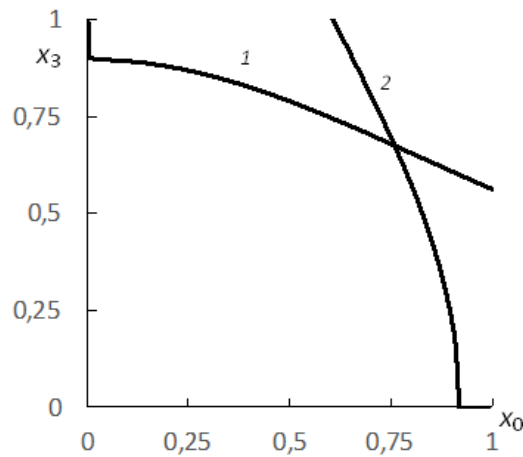


Рисунок 3.1.18 – Графическое решение системы уравнений (3.1.11), (3.1.12), (3.1.14) и (3.1.15) при следующих значениях управляющих параметров $K_1 = 0,4$; $k_1 = 1,8$; $A_1 = 0,2$; $B_1 = 0,6$; $K_2 = 0,6$; $k_2 = 1,2$; $A_2 = 0,6$; $B_2 = 0,2$; $\tau_0 = 1$; $\tau_3 = 1$.

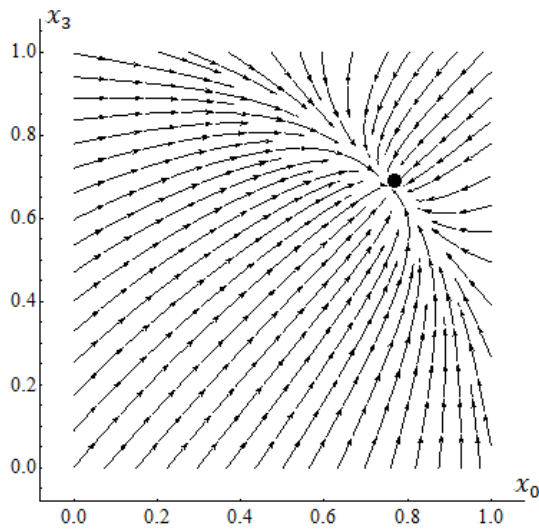


Рисунок 3.1.19 – Фазовый портрет системы уравнений (3.1.11), (3.1.12), (3.1.14) и (3.1.15) при следующих значениях управляющих параметров $K_1 = 0,4$; $k_1 = 1,8$; $A_1 = 0,2$; $B_1 = 0,6$; $K_2 = 0,6$; $k_2 = 1,2$; $A_2 = 0,6$; $B_2 = 0,2$; $\tau_0 = 1$; $\tau_3 = 1$.

Таким образом, на основании анализа фазовых портретов можно выделить три качественно различающихся состояния общества (по отношению к соотношению между информационными воздействиями и фактором диктата среды):

1. «Триггерное» состояние, когда возможен скачкообразный переход между принятием обществом в целом одной из противоборствующих точек зрения: общество скачкообразно отказывается от одних воззрений и меняет их на противоположные. Такая ситуация имеет место, когда диктат среды максимально выражен.

2. Состояние, в котором может доминировать только одна из двух противоборствующих точек зрения. Этот случай отвечает сравнительно небольшому влиянию диктата среды, в нем доминирование той или иной точки

зрения полностью определяется характером внешних воздействий (пропагандой).

3. Состояние, в котором в обществе одинаково могут быть распространены обе точки зрения; этот случай отвечает максимально ослабленному диктату среды, т.е. толерантному обществу.

Более подробно характер фазовых переходов в рассматриваемой системе иллюстрируют рис. 3.1.20-3.1.21.

На рис. 3.1.20 представлены зависимости переменных x_3 и x_0 для набора управляющих параметров, относящихся к случаю сравнительно слабого диктата среды от параметра B_2 , характеризующего воздействие прямой пропаганды на лиц из одной из групп, побуждающей их начать скрывать свои истинные воззрения. На рис. 3.1.21 те же зависимости представлены в увеличенном масштабе.

Видно, что рассматриваемые зависимости имеют S-образный характер, что говорит о существовании фазовых переходов в системе, которые сопровождаются гистерезисными явлениями.

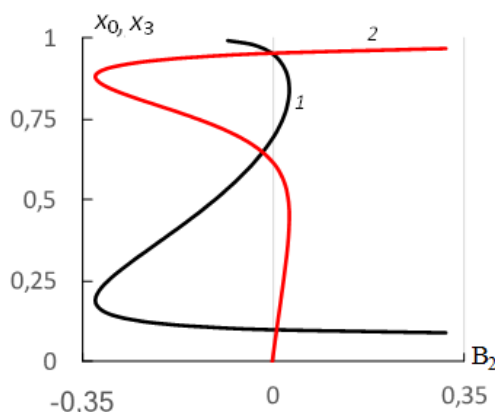


Рисунок 3.1.20 – Зависимость решений системы уравнений (3.1.11), (3.1.12), (3.1.14) и (3.1.15) от параметра B_2 при следующих значениях управляющих параметров $K_1 = 0,02$; $k_1 = 0,09$; $A_1 = 0,01$; $B_1 = 0,03$; $K_2 = 0,01$; $k_2 = 0,06$; $A_2 = 0,03$; $\tau_0 = 1$; $\tau_3 = 1$.

Видно также, что в зависимости от значения параметра B_1 , могут реализовываться две ситуации, одна из которых соответствует упомянутому выше триггеру, а другая – доминированию одной из точек зрения.

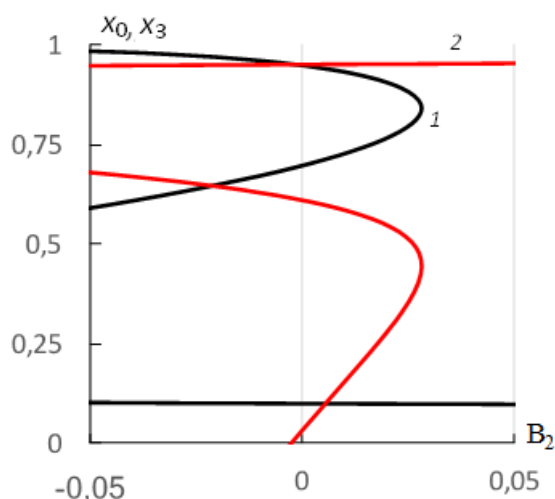


Рисунок 3.1.21 – Зависимость решений системы уравнений (3.1.11), (3.1.12), (3.1.14) и (3.1.15) от параметра B_2 при следующих значениях управляющих параметров $K_1 = 0,02$; $k_1 = 0,09$; $A_1 = 0,01$; $B_1 = 0,03$; $K_2 = 0,01$; $k_2 = 0,06$; $A_2 = 0,03$; $\tau_0 = 1$; $\tau_3 = 1$ (увеличенный масштаб).

3.2 Функционирование нейронных сетей с точки зрения проективной геометрии

В данном параграфе показано, что анализ работы нейронных сетей, использующих пороговую функцию активации, может быть существенно упрощен за счет использования идей проективной геометрии. Показано, что совокупность весовых коэффициентов, задающих работу нейрона с пороговой функцией активации, в действительности может выбираться из некоторого дискретного множества, характер которого также установлен в данной работе.

Как было показано в главе 1, решение данной задачи имеет общеметодологическое значение, поскольку на этой основе удастся построить последовательную интерпретацию сущности работы нейронных сетей как таковых. Однако данный подход имеет и сугубо прикладное значение, в частности, он позволяет непосредственно оперировать с нейронными сетями, которые обладают пороговой функцией активации.

А именно, существует обширный класс задач, связанных с классификацией анализируемых объектов по той или иной группе признаков, для решения которых применяются нейронные сети [110,111]. Такие задачи де-факто сводятся к отысканию эмпирически определяемого правила, в соответствии с которым некоторому объекту из множества образов, представляемых в цифровом виде, ставится в соответствие определенная последовательность переменных, принимающих логические значения. Подчеркиваем, что указанное правило действительно отыскивается эмпирически в процессе обучения нейронной сети. При этом существующие процедуры обучения нейронных сетей ориентируются на непрерывное изменение весовых коэффициентов. Это, в том числе, связано с тем, что для реализации существующих процедур обучения, как правило, приходится использовать дифференцируемые функции активации нейронов.

Вместе с тем, те нейронные сети, которые применяются для решения задач классификации образов, в принципе, могли бы быть решены при помощи нейронных сетей, использующих пороговые функции активации, что вытекает из самого характера задачи (отображение объекта, описываемого совокупностью двоичных переменных, из одного множества, на аналогичный объект из другого множества).

Оттолкнемся, от выражения, связывающего переменную, характеризующую состояние выхода нейрона Y , с переменными, характеризующими состояние входов X_i .

$$Y = \theta(w_1X_1 + w_2X_2 + \dots + w_NX_N) \quad (3.2.1)$$

где w_i – весовые коэффициенты,

$$\theta(x) = \begin{cases} -1, & x \leq 0 \\ +1, & x > 0 \end{cases} \quad (3.2.2)$$

Соотношение (3.2.1) можно использовать для анализа работы нейронных сетей рассматриваемого типа без ограничения общности, так как для аналогичной формулы с константным слагаемым a

$$Y = \theta(w_1X_1 + w_2X_2 + \dots + w_NX_N + a) \quad (3.2.3)$$

можно формально увеличить число рассматриваемых входов на единицу и положить $w_{N+1} = a$, $X_{N+1} = 1$

Без ограничения общности также можно считать, что все переменные X_i , могут принимать только дискретные значения -1 и $+1$. (Часто рассматривается случай, когда эти переменные приобретают значения 0 , $+1$, но он редуцируется к рассматриваемому элементарной заменой переменных.)

Формулу (3.2.1) легко интерпретировать с геометрической точки зрения. Действительно, она фактически задает сечение гиперкуба в N -мерном евклидовом пространстве гиперплоскостью, проходящей через начало координат

$$w_1X_1 + w_2X_2 + \dots + w_NX_N = 0 \quad (3.2.4)$$

Соотношение (3.2.1) говорит о том, что переменная Y принимает значение $+1$, если произведение вектора нормали к данной гиперплоскости на радиус-вектор одной из вершин гиперкуба положительно, и -1 – в противоположном случае. Иначе говоря, гиперплоскость (3.2.4) делит N -мерное пространство на две области, и значение переменной Y зависит от того, в какую из них попадает соответствующая вершина гиперкуба.

Выражение (3.2.4) можно рассматривать также с позиций проективной геометрии [95], в которой используется понятие двойственного пространства. А именно, запись (3.2.4) симметрична относительно наборов величин

(w_1, w_2, \dots, w_N) и (X_1, X_2, \dots, X_N) , т.е. ее можно рассматривать и как уравнение гиперплоскости в исходном пространстве (тогда набор величин (w_1, w_2, \dots, w_N) рассматривается как задающий ориентацию этой гиперплоскости), и как уравнение гиперплоскости в двойственном пространстве. Ориентация этой гиперплоскости в двойственном пространстве задается, соответственно, набором величин (X_1, X_2, \dots, X_N) .

Соответственно, набор величин (w_1, w_2, \dots, w_N) имеет смысл координат точки в двойственном пространстве. Точка исходного пространства переходит в гиперплоскость в двойственном пространстве, а гиперплоскость – в точку. Для случая $N = 3$ это иллюстрирует рис. 3.2.1, на котором показан куб в трехмерном пространстве, т.е. множество, исчерпывающее возможные состояния входов нейрона, описываемого функцией (3.2.1), и фигура, в которую он переходит в двойственном пространстве (правильный октаэдр). Шесть вершин октаэдра соответствует шести граням куба, а восемь вершин куба – восьми граням октаэдра.

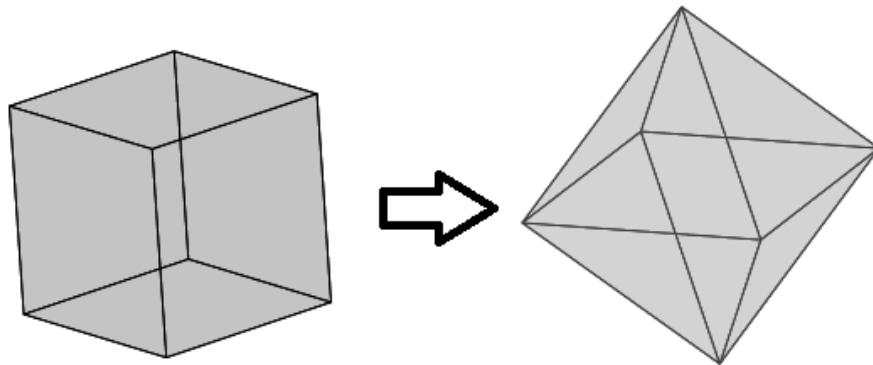


Рисунок 3.2.1 – В двойственном пространстве куб переходит в октаэдр.

Таким образом, набор весовых коэффициентов, задающих работу нейрона с пороговой функцией активации, изображается точкой в двойственном N -мерном пространстве. Множество вершин N -мерного гиперкуба в двойственном пространстве переходит в множество гиперплоскостей, каждая из которых также делит двойственное пространство на две части.

Будем говорить, что данная совокупность весовых коэффициентов $\{w_i\}$ принадлежит множеству $\Gamma^+(\{X_i\}_{i=1}^{i=N})$,

$$(w_1, w_2, w_3, \dots, w_N) \in \Gamma^+(\{X_i\}_{i=1}^{i=N}) \quad (3.2.5)$$

если выполняется условие

$$\sum_i^N w_i X_i > 0 \quad (3.2.6)$$

и, наоборот, она принадлежит к множеству $\Gamma^-(\{X_i\}_{i=1}^{i=N})$, если выполняется условие

$$\sum_i^N w_i X_i \leq 0 \quad (3.2.7)$$

Для гиперкуба размерности N существует ровно 2^{N-1} множеств $\Gamma^+(\{X_i\}_{i=1}^{i=N})$, не совпадающих ни с одним из множеств $\Gamma^-(\{X_i\}_{i=1}^{i=N})$, и ровно 2^{N-1} таких множеств $\Gamma^-(\{X_i\}_{i=1}^{i=N})$. Это связано с тем, что для каждой вершины, определяемой набором двоичных переменных $X_i \in (-1, 1)$, т.е. вектором

$$\vec{n} = (X_1, X_2, X_3, \dots, X_N) \quad (3.2.8)$$

можно указать вершину, которая характеризуется противоположно направленным вектором

$$\vec{n} = -(X_1, X_2, X_3, \dots, X_N) \quad (3.2.9)$$

Сформируем множества

$$\Lambda(\vec{\beta}) = \bigcup_{\vec{\beta}} \Gamma^{\beta_j}(\{X_i\}_{i=1}^{i=N}) \quad (3.2.10)$$

где мультииндекс $\vec{\beta}$ обозначает последовательность выбора знаков множеств $\Gamma^{\pm}(\{X_i\}_{i=1}^{i=N})$ длиной 2^{N-1} .

Пусть функционирование нейрона с N входами описывается функцией активации (3.2.2). Тогда результат подачи на входы любых последовательностей N двоичных переменных для двух различных функций активации, описываемых векторами строк $\vec{w}^{(1)} = (w_1^1, w_2^1, w_3^1, \dots, w_N^1)$ и $\vec{w}^{(2)} = (w_1^1, w_2^1, w_3^1, \dots, w_N^1)$ будет одинаков, если $\vec{w}^{(1)} \in \Lambda(\vec{\beta})$, $\vec{w}^{(2)} \in \Lambda(\vec{\beta})$, т.е. указанные вектора принадлежат одному и тому же множеству $\Lambda(\vec{\beta})$. Иными словами, нейроны, подключаемые в сеть с весовыми коэффициентами $\vec{w}^{(1)}$ и $\vec{w}^{(2)}$, работают неразличимо.

Это вытекает из того, что для двух векторов из этого множества их скалярные произведения на вектора (3.2.8), отвечающие любой возможной комбинации двоичных переменных, подаваемой на входы нейронной сети, будут иметь один и тот же знак.

Тем самым доказана следующая теорема.

Теорема 1

В формуле, описывающей активацию нейрона (3.2.2) при подаче на его вход совокупности двоичных сигналов, способных принимать значения -1 и $+1$, вектор весовых коэффициентов $(w_1, w_2, w_3, \dots, w_N)$, принадлежащий множеству $\Lambda(\vec{\beta})$ может быть заменен на любой другой вектор из этого множества.

Формально, таких множеств можно сформировать $2^{2^{N-1}}$, т.е. существует не более $2^{2^{N-1}}$ различных векторов, описывающих возможные варианты наборов

весовых коэффициентов, де-факто являющихся различимыми. В действительности же сам характер функции (3.2.2) приводит к тому, что возможных вариантов гораздо меньше.

Покажем это на примере нейрона, обладающего тремя входами.

Для случая нейрона, обладающего тремя входами, функция активации имеет следующий вид.

$$Y = \theta(w_1X_1 + w_2X_2 + w_3X_3) \quad (3.2.11)$$

Исходя из этой функции, можно утверждать, что все возможные области в проективном пространстве, которые будут отличаться по характеру реакции нейрона на состояние входных переменных, определяется положением следующих четырех плоскостей.

$$w_1 + w_2 + w_3 = 0 \quad (3.2.12)$$

$$w_1 + w_2 - w_3 = 0 \quad (3.2.13)$$

$$w_1 - w_2 + w_3 = 0 \quad (3.2.14)$$

$$w_1 - w_2 - w_3 = 0 \quad (3.2.15)$$

Иначе говоря, данные четыре плоскости, формулы (3.2.12) – (3.2.15) делят всё двойственное пространство на вполне определенные подобласти. Если две совокупности весовых коэффициентов принадлежат одной и той же области, то как показано выше, соответствующие нейроны будут вести себя идентично.

Другими словами, как вытекает из того, что было сказано выше, возможных вариантов реализации нейронов существует ровно столько, сколько существует подобластей, на которые двойственное пространство разделяется плоскостями, задаваемыми уравнениями (3.2.12) – (3.2.15).

Для рассматриваемого трехмерного случая формально, таких областей должно быть 16. В действительности таких подобластей существует ровно четырнадцать; это связано с тем, что некоторые пересечения плоскостей, задаваемых уравнениями (3.2.12) – (3.2.15), представляют собой пустые множества.

Можно выбрать следующие значения векторов, характеризующие, подобласти, на которые распадается двойственное пространство.

$$\vec{w}_1 = \pm(1,1,1), \vec{w}_2 = \pm(1,1,-1), \vec{w}_3 = \pm(1,-1,1), \vec{w}_4 = \pm(1,-1,-1) \quad (3.2.16)$$

$$\vec{w}_5 = \pm(1,0,0), \vec{w}_6 = \pm(0,1,0), \vec{w}_7 = \pm(0,0,1), \vec{w}_8 = \pm(0,0,0) \quad (3.2.17)$$

В перечень таких векторов в формулах (3.2.16)–(3.2.17) формально добавлен также еще вектор \vec{w}_8 , все компоненты которого равны нулю. Эта

подобласть представляет собой вырожденную подобласть, которая формируется тогда, когда пересечение некоторых множеств $\Gamma^{\pm}(\{X_i\}_{i=1}^{i=N})$, определенных выше, пусто. Другими словами, нетривиальных преобразований существует не шестнадцать как это вытекает из формального подсчета, приведенного выше, а четырнадцать. Две области являются вырожденными и соответствуют тому, что нейрон фактически отсутствует, т.е. все компоненты вектора равны нулю.

Характер множества векторов, задаваемых формулами (3.2.16)–(3.2.17), которые можно назвать базисными иллюстрирует рисунок 3.2.2.

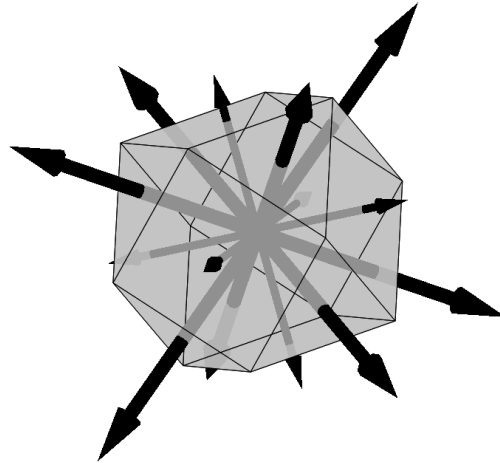


Рисунок 3.2.2 – Соответствие векторов из множества (3.2.16), (3.2.17) граням кубоктаэдра

Далее, как непосредственно вытекает из формул (3.2.17), вырожденными в действительности являются восемь вариантов из 16-ти. Действительно, если только один весовой коэффициент в рассматриваемой формуле отличен от нуля, то нейрон де-факто обладает не тремя входами, а только одним. Случаи, отвечающие формулам (3.2.17), отвечают также ситуации, когда два из трех входов не подключены к схеме.

Тем самым, мы доказали, что любой невырожденный нейрон, обладающий тремя входами и ступенчатой функцией активации в действительности, может быть описан через весовые коэффициенты, которые также принимают только значения -1 и +1.

3.3 Переход к нейронам с произвольным числом входов

Проведём теперь аналогичное построение для случая, когда число входов нейрона является четным. Как будет ясно из дальнейшего, здесь имеет место принципиальное различие между ситуацией, когда число входов нейрона является четным и нечетным. Для начала рассмотрим наиболее простой случай, когда число входов нейрона равно четырем. В данном случае в соответствии с предложенным выше подходом нужно рассмотреть все возможные области, на которые делится четырехмерное двойственное пространство четырехмерными

гиперплоскостями, каждая из которой отвечает вершине четырехмерного гиперкуба в исходном пространстве.

Данное представление, разумеется, является весьма ненаглядным, поэтому анализ этой ситуации мы будем проводить не в терминах проективной геометрии как это было сделано в предыдущем параграфе, но в терминах сечения гиперкуба плоскостями в исходном пространстве. Такое рассмотрение, во-первых, отличается наглядностью, а во-вторых, нами уже доказан, причём с максимально общих позиций, тот факт, что множество комбинаций входных коэффициентов нейрона, обладающего счетным количеством входов, также является счетным. Иными словами, речь идёт о том, чтобы только определить сами эти допустимые комбинации.

Это можно сделать любым способом в том числе и рассматривая сечение гиперкуба гиперплоскостями в исходном пространстве. Пример такого построения показан на рисунке 3.3.1.

Конкретно речь идёт о сечении одной из граней четырехмерного куба четырехмерной гиперплоскостью.

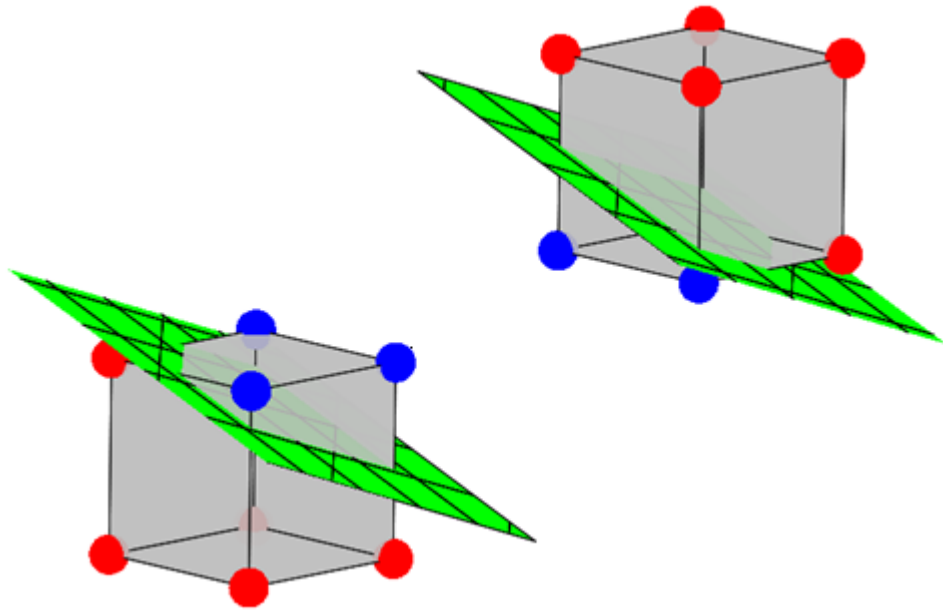


Рисунок 3.3.1 – Пример сечения грани четырехмерного гиперкуба плоскостью, проходящей через начало координат (проекция на трёхмерное пространство), случай отделения трех вершин.

Очевидно, что под гранью четырехмерного куба следует рассматривать куб в трехмерном пространстве. Подчеркиваем, что в силу того, что здесь рассматриваются нейроны без дополнительного слагаемого, отвечающего смещению, то все рассматриваемые гиперплоскости проходят через начало координат. Другими словами, для того чтобы проанализировать такого рода сечения достаточно проанализировать сечение одной из граней четырехмерного гиперкуба четырехмерной гиперплоскостью что и показывает рисунок 3.3.2. Вторая грань, также показанная на данном рисунке, отвечает полностью симметричной ситуации, поскольку уравнение трехмерной плоскости,

отвечающей рассматриваемому сечению, является симметричным относительно инверсии знака в четырехмерном пространстве.

Таким образом в силу того, что все рассматриваемые гиперплоскости проходят через начало координат, для наглядности можно ограничиться рассмотрением сечения трёхмерного куба трёхмерной плоскостью.

Однако в отличие от ситуации, когда рассматривалось три нейрона, здесь речь идет о том, что данная плоскость не обязательно проходит через начало координат и может быть ориентирована произвольным образом.

Разумеется, для рассматриваемого случая, когда число входов равно четырём все возможные разрешённые комбинации также можно найти, перебирая возможные варианты ориентации плоскости относительно граней куба в трехмерном пространстве.

Теперь уже должно стать ясным, что, если данная плоскость несколько меняет свою ориентацию (что соответствует изменению весовых коэффициентов нейрона), то характер его функционирования останется неизменным, если при указанном изменении плоскость не пересекает вершины куба. Этот способ является вполне пригодным в том числе и для того, чтобы отделить ситуации общего положения от ситуации необщего положения. Под ситуацией необщего положения понимается случай, когда рассматриваемая плоскость проходит через вершину; очевидно, малые изменения весовых коэффициентов (равно как и любые другие флюктуации) переведут такую ситуацию в ситуацию общего положения. На основании таких соображений ситуации необщего положения могут быть исключены из рассмотрения.

Однако метод перебора не подходит для случая, когда количество нейронов увеличивается до пяти и более, поскольку в этом случае автоматически исчезает наглядность – даже на уровне проекций на пространство меньшей размерности.

Следовательно, для обобщения полученных результатов требуется разработать методику, которая позволяла бы определять разрешённые, а точнее базовые комбинации весовых коэффициентов нейронов в общем случае. Подход к созданию такой методики иллюстрирует рисунок 3.3.2.

Этот рисунок также относится к случаю, когда количество входов нейронов равно трём, им мы пользуемся для того, чтобы сделать рассматриваемую методику наглядной, а также показать её работоспособность на уже рассмотренном ранее случае. На рисунке 3.3.2 показана ситуация, когда плоскость делит трехмерный куб на две одинаковые части. Подчеркиваем, что здесь рассматриваются плоскости, проходящие через начало координат, поскольку этот случай отвечает нейрону с тремя входами. Такое сечение можно интерпретировать через расстояние Хэмминга. Действительно здесь можно указать некую базовую вершину, отталкиваясь от которой может быть построено разбиение куба. Соответствующая диаграмма показана на рисунке 3.3.2, правая часть. Стрелочки на этом рисунке показывают, что изменение одной из двоичных переменных, описывающих состояние входа нейрона, приведет к изменению расстояния Хэмминга на единицу, что соответствует движению изображающей точки вдоль одной из граней.

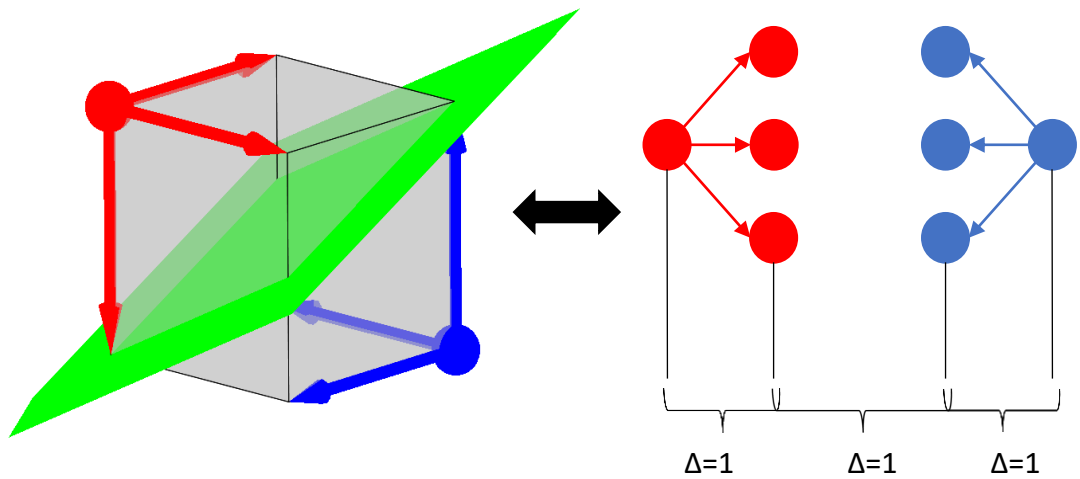


Рисунок 3.3.2 – Иллюстрация к использованию метода сечений для нейрона с тремя входами; случай, когда за базовый геометрический элемент принимается отдельная вершина куба.

При условии, если мы строим разбиение отталкиваясь от одной вершины (в дальнейшем будет использоваться термин «базовый геометрический элемент»), то тогда естественным образом возникает ситуация, когда куб делится на две с точки зрения количества вершин части. Аналогичным образом делить сечение куба на две равные с точки зрения вершин части получается если отталкиваться от такого геометрического элемента как грань куба. Этот случай иллюстрирует рисунок 3.3.3.

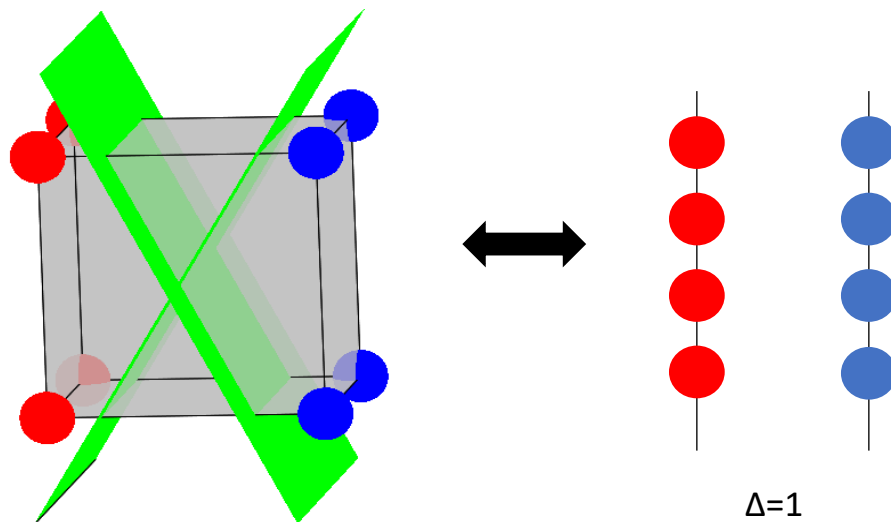


Рисунок 3.3.3 – Иллюстрация к использованию метода сечений для нейрона с тремя входами; случай, когда за базовый геометрический элемент принимается отдельная грань куба.

В его левой части показано сечение куба плоскостью, а в правой части диаграмма, которая иллюстрирует что вершины могут быть разделены на два подмножества, каждое из которых также содержит по четыре элемента. Теоретически существует еще возможность построить разбиение куба,

отталкиваясь от такого геометрического элемента как ребро. Этот случай иллюстрирует рисунок 3.3.4.

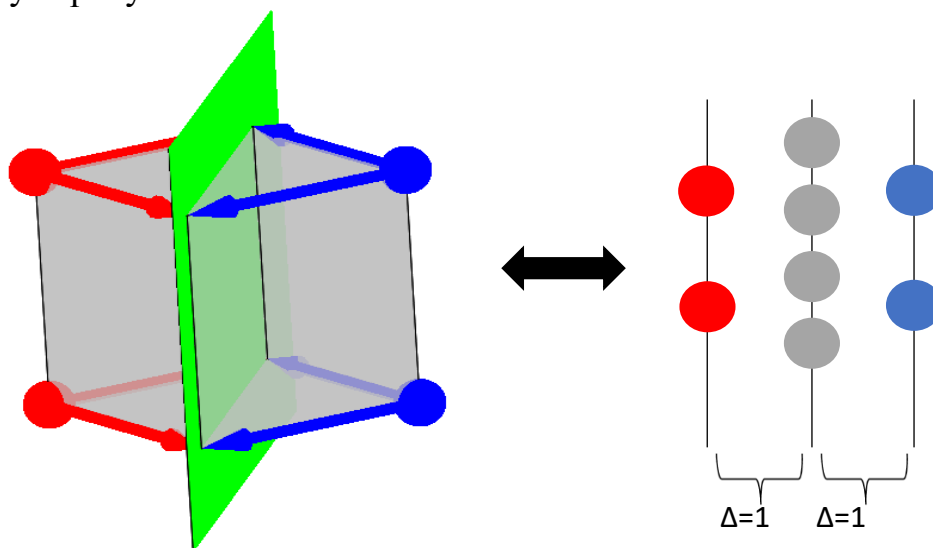


Рисунок 3.3.4 – Иллюстрация к использованию метода сечений для нейрона с тремя входами; случай, когда за базовый геометрический элемент принимается отдельное ребро куба.

Однако, как вытекает из диаграммы, показанной на правой части этого рисунка, в этом случае возникает ситуация необщего положения. Четыре вершины, которые отстоят от ребра и строго противоположного ему на одинаковое расстояние Хэмминга, являются строго симметричными. И небольшая вариация координат плоскости приведет к тому, что от ситуации, показанной на рисунке 3.3.4, мы перейдем к одной из ситуаций, показанных на рисунках 3.3.2 или 3.3.3.

Видно, что количество разбиений, которые можно указать, отталкиваясь от приведённых выше диаграмм, в точности равно количеству разбиений, которое было получено выше на основании использования методов проективной геометрии.

Действительно, разбиений, которые соответствуют диаграмме рис. 3.3.2, существует ровно столько, сколько существует вершин куба, то есть восемь. Разбиений, которые соответствуют диаграмме, показанной на рисунке 3.3.4, существует ровно столько, сколько у куба существует граней, то есть шесть. В итоге мы приходим к существованию только 14 возможных комбинаций для случая нейрона, у которого есть три входа. Именно такое количество возможных комбинаций и было получено выше другим способом на основе методов проективной геометрии.

Частный пример, связанный с разбиением куба плоскостью в трехмерном пространстве, является наглядной иллюстрацией к методу отыскания допустимых значений весовых коэффициентов нейронных сетей, которые предлагаются в данной работе на основании соображений симметрии.

Несколько упрощая, можно сказать так. Любая гиперплоскость, проведённая в n -мерном пространстве, так или иначе будет делить множество вершин куба на два подмножества, поскольку в соответствии с предложенной

методикой рассматриваются только гиперплоскости, проходящие через начало координат. Это, подчеркиваем ещё раз, отвечает ситуации, когда рассматривается нейрон, функция активации которого не имеет сдвигового постоянного множителя. Такое рассмотрение допустимо проводить без ограничения общности, поскольку наличие сдвигового множителя де-факто означает переход к использованию нейрона с ещё одним дополнительным входом. Поскольку в данной работе рассматриваются нейроны с произвольным числом входов, то это действительно не сказывается на общности рассмотрения.

Следовательно, для того чтобы анализировать характер весовых коэффициентов, допустимо проанализировать диаграммы, которые образуются при разбиении графа, описывающего число вершин на две группы, причём заведомо следует считать, что эти две группы содержат одинаковое число вершин. В этой связи удобно использовать такие диаграммы, как показанная на рис. 3.3.5, (эта диаграмма аналогична той, которая представлена в левой части рисунка 3.3.2).

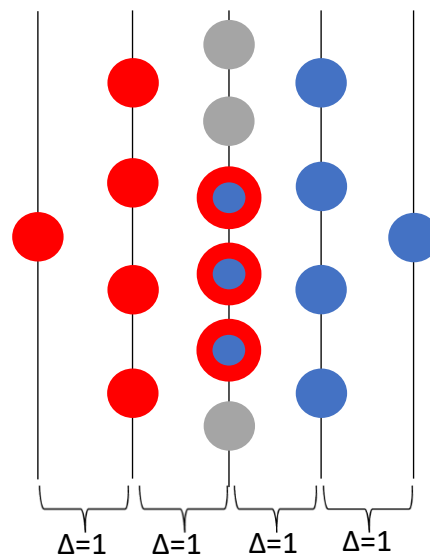


Рисунок 3.3.5 – Иллюстрация к применению метода разбиения графа вершин на два симметричных подмножества для нейрона, обладающего четырьмя входами; случай, когда за базовый геометрический элемент принимается вершина четырехмерного гиперкуба.

Данная диаграмма предполагает, что осуществляется разбиение числа вершин гиперкуба в четырехмерном пространстве, при условии, что в качестве базового геометрического элемента используется отдельная вершина гиперкуба. Как и на рис. 3.3.2, здесь вершины группируются исходя из того расстояния Хэмминга, которое нужно пройти от базового геометрического элемента для того, чтобы достичь всех остальных. Можно легко заметить, что в этом случае рисунок приобретает вполне определенную симметрию. А именно, на единичном расстоянии Хэмминга от базового геометрического элемента находятся четыре вершины, точно так же четыре вершины находятся на единичном расстоянии Хемминга от вершины, обладающей инверсными координатами.

Все остальные вершины, число которых составляет шесть, группируются посередине. Очевидно, что в этом случае тот геометрический элемент, который будет осуществлять разбиение куба, не может быть строго симметричным. Конкретно, здесь приходится выделять три вершины из одной и той же группы, что не создает той степени симметрии, которая реализуется в трехмерном пространстве.

Полностью симметричное разбиение на два подмножества для случая нейрона, обладающего четырьмя входами, реализуется тогда, когда за базовый геометрический элемент, отталкиваясь от которого осуществляется разбиение, принимается отдельная грань (множество, содержащее две вершины). Как показывает рисунок 3.3.6, в этом случае действительно можно обеспечить полностью симметричное разбиение; рисунок 3.3.7 показывает гиперплоскость, которая такое разбиение осуществляет. Иными словами, здесь ситуация является обратной по отношению к той, которая реализовывалась при анализе нейрона, обладающего нечетным количеством входов. Там случай, когда за базовый геометрический элемент принималась грань, приводил к возникновению ситуации необщего положения. Здесь же возникает ситуация, когда обеспечивается четкое деление множества вершин четырехмерного гиперкуба на два симметричных подмножества. Однако следует заметить, что такая ситуация де-факто отвечает вырожденному нейрону, то есть нейрону, который выполняет те же функции что и нейрон, у которого фактическое количество входов на единицу меньше. Это можно легко доказать из очевидных соображений симметрии.

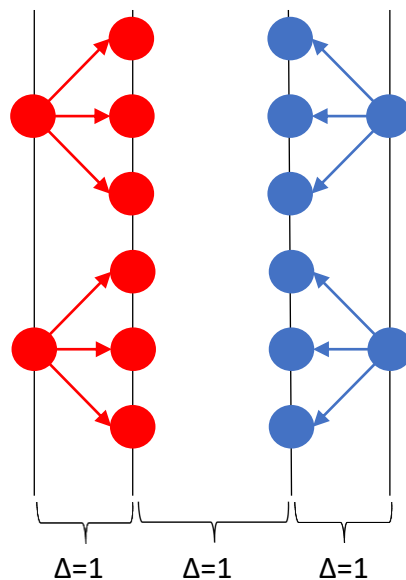


Рисунок 3.3.6 – Иллюстрация к применению метода разбиения графа вершин на два симметричных подмножества для нейрона, обладающего четырьмя входами; случай, когда за базовый геометрический элемент принимается ребро четырехмерного гиперкуба.

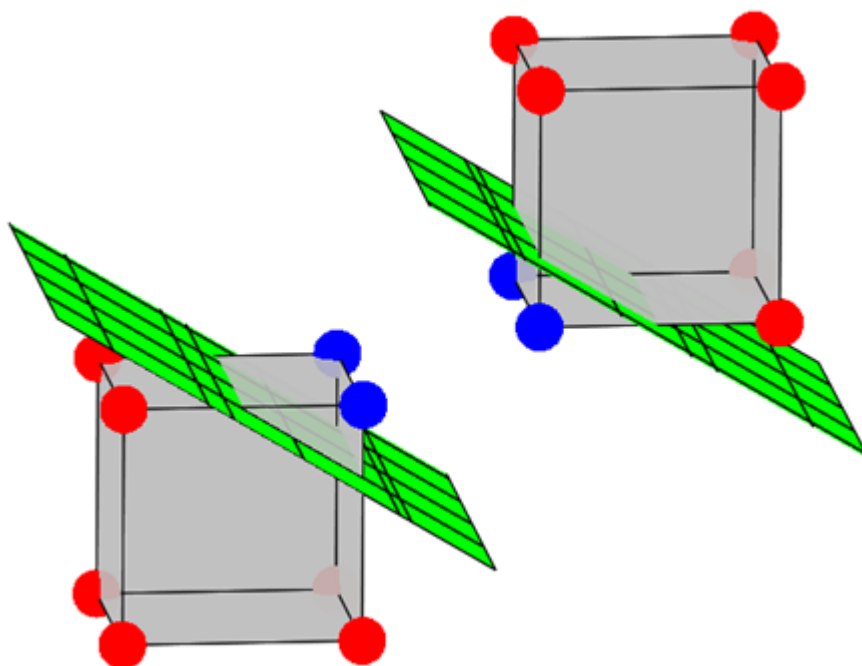


Рисунок 3.3.7 – Пример сечения грани четырехмерного гиперкуба плоскостью, проходящей через начало координат (проекция на трёхмерное пространство), случай отделения двух вершин.

Ещё одно разбиение показано на рисунке 3.3.8. В этом случае за базовый геометрический элемент принимается грань, в которой имеются четыре вершины. Видно, что и в этом случае, в отличие от ситуации, когда нейрон обладал нечетным количеством входов, требуется некое несимметричное разделение всех тех элементов, которые на единицу расстояния Хэмминга отстоят от одного из элементов базового подмножества.

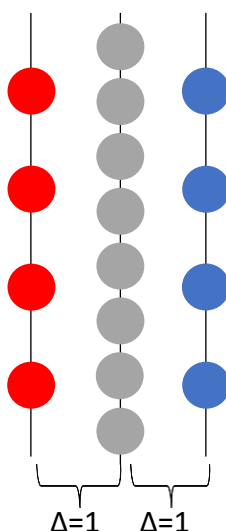


Рисунок 3.3.8 – Иллюстрация к применению метода разбиения графа вершин на два симметричных подмножества для нейрона, обладающего четырьмя входами; случай, когда за базовый геометрический элемент принимается ребро четырехмерного гиперкуба.

Методом разбиения графа, отвечающего множеству вершин гиперкуба в n -мерном пространстве, очевидно, можно пользоваться и для любой размерности. Подчеркиваем, что в силу сказанного выше возникают вполне определенные различия между ситуацией, когда множество входов нейрона чётно, и когда множество входов нейрона нечётно. Наиболее прост для анализа очевидно случай с нечётным количеством входов нейрона.

В данном случае есть возможность провести разбиение полностью аналогичное тому которое иллюстрирует рисунок 3.3.2. Характер такого разбиения иллюстрирует рисунок 3.3.9.

Рис. 3.3.9 подчеркивает, что если число входов нейрона нечётно, то тогда множество вершин гиперкуба оказывается возможно разрезать на два симметричных подмножества гиперплоскостью, которая проходит через начало координат, причём что вектор нормали к этой гиперплоскости проходит через вершину, выбранную в качестве базового геометрического элемента.

Тем самым, мы доказали следующие утверждения.

Существует ограниченное количество базовых геометрических элементов, отталкиваясь от которых можно осуществить разрезание гиперкуба. Эти ситуации отделяются друг от друга ситуациями необщего положения, при которых разрезающий гиперкуб гиперплоскость проходит через одну или большее количество вершин.

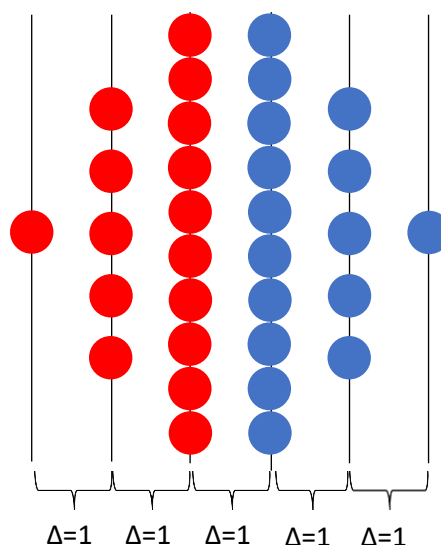


Рисунок 3.3.9 – Диаграмма разбиения графа, отвечающего вершинам гиперкуба в N -мерном пространстве при нечётном N .

В пределах, отвечающих каждой конкретной ситуации общего положения вектор нормали к разрезающей гиперплоскости, может менять свое направление. При этом заведомо выделенными являются те ситуации, которые отвечают выбору в качестве базового геометрического элемента одной из вершин. Если же выбирается какой-то другой элемент, например, грань или ребро, то тогда эффективное количество входов нейронов в действительности уменьшается. Как показывает сопоставление со случаем трехмерного нейрона это соответствует тому, что один из входов фактически оказывается отключенным. Другими

словами, если мы говорим о нейроне, который полностью «задействовал свои возможности», то есть обладает эффективным количеством входов равным количеству формальных входов, то тогда следует рассматривать ситуации, когда в качестве базового элемента является вершина. Разумеется, здесь речь идет о нейронах с нечетным количеством входов. Следовательно, имеет место следующая теорема.

Теорема 2

Для любого невырожденного нейрона с нечетным числом входов совокупность весовых коэффициентов может быть заменена на одну из последовательностей вида (q_1, q_2, \dots, q_N) , элементы которой могут принимать только значения -1 или $+1$.

Под «невырожденным» в данной формулировке понимается нейрон, ни один из весовых коэффициентов которого не равен нулю. Доказательство теоремы дается по той же схеме, что была использована для случая $N=3$.

Данная теорема говорит о том, что весовые коэффициенты невырожденных нейронов, обладающих нечетным числом входов и пороговой функцией активации, де-факто описываются векторами из того же множества, что и совокупности входных переменных. Это множество также может быть поставлено в соответствие вершинам гиперкуба с ребром 2 в N -мерном пространстве.

Случай четных N несколько более сложен для анализа, но и в данном случае удаётся показать, что реальное число возможных последовательностей весовых коэффициентов сравнительно невелико.

Таким образом, полученные результаты показывают, что вместо произвольных комбинаций весовых коэффициентов, описывающих работу нейронных сетей, можно брать комбинации весовых коэффициентов, элементы которых приобретают дискретные значения, взятые из вполне определенного дискретного множества.

3.4 Особенности записи информации в неупорядоченные среды с нейросетевыми свойствами

Если говорить о социуме или о телекоммуникационной среде, как о некоем аналоге нейронной сети, в которой, в том числе, может возникать то, что в работе [42] называлась спонтанным интеллектом, то возникает весьма существенный вопрос.

Любая искусственная нейронная сеть (в классическом понимании этого термина) предполагает, что связи между составляющими её элементами являются упорядоченными. Кроме того, предполагается, что на различные входы данной нейронной сети подаются различные сигналы. Иными словами, можно сказать так, что образ, который распознаёт типовая нейронная сеть, является распределенным по входам. Если отталкиваться от аналогии с теми соображениями, которые были высказаны в параграфе 2.3, можно сказать, что в данном случае образ является распределенным по пространству.

В то же время, как это показывает практика, очень часто воздействие, которое распознаёт или не распознаёт такой аналог нейронной сети как,

например, социум, подвергается некоему глобальному воздействию. Вопрос о том, как такое воздействие может «распознаваться» или «не распознаваться», очевидно, актуализируется в связи с текущим эпидемиологическим кризисом.

В данном случае речь идет о вполне определенной совокупности информационных воздействий, которые оказывают влияние на общество в целом.

Иными словами, возникает вопрос о том, можно ли реализовать такую нейронную сеть, которая будет распознавать образы, закодированные в виде сигналов, зависящих от времени. Уместно подчеркнуть, что данный вопрос имеет непосредственное отношение, в том числе, и к биологическим нейронным сетям. Действительно, та нейронная сеть, которой снабжен каждый из нас, воспринимает звуковые сигналы, то есть обеспечивает расшифровку сигнала, зависящего только от времени. Уместно подчеркнуть, что это ещё раз возвращает к вопросу о соотношении между распределенной и сосредоточенной памятью, который затрагивался в предыдущем параграфе.

Однако даже безотносительно к этому вопросу важно понять, при каких условиях нейронная сеть, на входы которой подаются одинаковые сигналы, может распознавать образ, или, иначе говоря, в её память может заноситься та или иная информация.

Именно этот вопрос и решается в данном параграфе. Его значение, подчеркнем еще раз, состоит в том, что он показывает, что нейронная сеть является далеко не таким простым объектом, как полагается в традиционной нейронауке. Внутри неё могут возникать собственные ячейки памяти, и она может работать существенно иначе, чем это вытекает из типового применения компьютерных программ, эмулирующих нейронные сети. Этот факт является более чем наглядной иллюстрацией к тому, что при анализе любой сложной системы на первый план должна выходить методология. Это тот ориентир, который позволяет делать взвешенные выводы. Без неё возникает возможность утонуть в массе фактического материала и сконцентрироваться на решении второстепенных задач, что, собственно говоря, и произошло в современной нейронауке.

Для решения задачи, прежде всего, необходимо доказать, что существуют логические схемы, способные обеспечивать запись информации при условии, что воздействие оказывается *на все элементы системы одновременно*. Элементарные соображения показывают, что если использовать только *одно* внешнее воздействие, то задача становится не решаемой. Однако, как показано в данном параграфе, её вполне можно решить если использовать два типа воздействия.

Сущность данного подхода схематически иллюстрирует рис.3.4.1, на котором представлен аналог нейронной сети, содержащей три аналога нейрона во входном слое. Каждый из этих элементов обладает тремя входами.

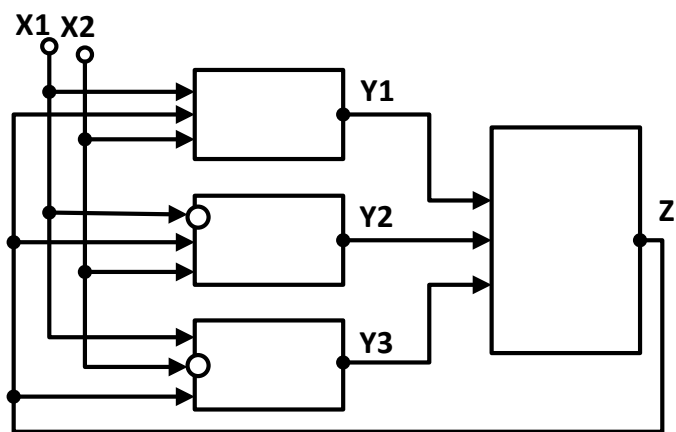


Рисунок 3.4.1 – Схема триггерной системы на логических элементах, обеспечивающая дешифровку сигнала при подаче одинаковых сигналов на все входы всех нейронов первого слоя

На один из входов всех аналогов нейронов первого слоя подается общий сигнал X_1 . На вторые входы всех аналогов нейронов этого слоя – общий сигнал X_2 , что соответствует двум различным термодинамическим переменным, определяющим состояние системы.

Выходы элементов нейронной сети Y_i подсоединены к единственному нейрону второго слоя, состояние выхода которого описывается переменной Z .

Все нейроны сети, представленные на рис. 3.4.1, описываются одной и той же функцией:

$$Y = X_1 X_2 + X_1 X_3 + X_2 X_3 \quad (3.4.1)$$

Предполагается также, что некоторые входы нейронов первого слоя могут быть инверсными. Другими словами, более общей является формула:

$$Y_i = (X_1 + a_{1i} + (X_2 + a_{2i})) + (X_1 + a_{1i})(Z + a_{3i}) + (X_2 + a_{2i}) + (Z + a_{3i}) \quad (3.4.2)$$

В данной формуле коэффициенты a_{ij} могут принимать значения либо 0, либо 1:

$$a_{ij} = (0,1) \quad (3.4.3)$$

Подчеркиваем, что все операции в данных формулах являются логическими, то есть прибавление единицы к любой логической переменной приводит к тому, что она приобретает инверсное значение. Состояние выхода нейрона первого слоя также описывается аналогичной формулой:

$$Z = Y_1 Y_2 + Y_2 Y_3 + Y_1 Y_3 \quad (3.4.4)$$

Соответственно, конкретная реализация данной нейронной сети описывается матрицей \hat{A} , коэффициенты которой принимают логические значения.

$$\hat{A} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{pmatrix} \quad (3.4.5)$$

В данной работе рассматривается конкретный случай, когда коэффициенты матрицы (3.4.5) приобретают следующие значения.

$$\hat{A} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

В данном случае формулы, описывающие состояние выходов нейронов первого слоя, приобретают следующий вид:

$$\begin{aligned} Y_1 &= X_1X_2 + X_1Z_2 + X_2Z \\ Y_2 &= (X_1 + 1)X_2 + Z(X_1 + 1) + ZX_2 \\ Y_3 &= X_1(X_2 + 1) + ZX_1 + Z(X_2 + 1) \end{aligned} \quad (3.4.6)$$

Покажем, что при любом значении входных переменных X_1 и X_2 данная нейронная сеть обладает двумя устойчивыми состояниями.

Положим $Z = 1$, тогда уравнение описывающее состояние выходов нейронного первого слоя, приобретают вид:

$$\begin{aligned} Y_1 &= X_1X_2 + X_1 + X_2 \\ Y_2 &= X_1X_2 + X_2 + X_1 + 1 + X_2 = X_1X_2 + X_1 + 1 \\ Y_3 &= X_1X_2 + X_1 + X_1 + X_2 + 1 = X_1X_2 + X_2 + 1 \end{aligned} \quad (3.4.7)$$

Положим, $X_1 = 0$; $X_2 = 0$, тогда легко видеть, что состояние выходов нейронов первого слоя принимает следующие значения:

$$\left. \begin{aligned} Y_1 &= 0 \\ Y_2 &= 1 \\ Y_3 &= 1 \end{aligned} \right\} \Rightarrow Z = 1$$

Перебирая все остальные возможные значения входных логических переменных, получаем

$$X_1 = 1; X_2 = 0$$

$$\left. \begin{array}{l} Y_1 = 1 \\ Y_2 = 0 \\ Y_3 = 1 \end{array} \right\} \Rightarrow Z = 1$$

$$X_1 = 1; X_2 = 1$$

$$\left. \begin{array}{l} Y_1 = 1 \\ Y_2 = 1 \\ Y_3 = 1 \end{array} \right\} \Rightarrow \quad (3.4.8)$$

$$X_1 = 0; X_2 = 1$$

$$\left. \begin{array}{l} Y_1 = 1 \\ Y_2 = 1 \\ Y_3 = 0 \end{array} \right\} \Rightarrow Z = 1$$

Иначе говоря, при всех возможных комбинациях входных переменных имеет место $Z = 1$, то есть все рассмотренные четыре состояния являются устойчивыми. Точнее, существует четыре устойчивых состояния, которые соответствуют значению $Z = 1$.

Аналогичным образом можно поступить, положив $Z = 0$. В этом случае выражения для переменных, описывающих состояния выходов нейронов первого слоя, приобретают вид:

$$\begin{aligned} Y_1 &= X_1 X_2 \\ Y_2 &= X_2 X_1 + X_2 \\ Y_3 &= X_1 X_2 + X_1 \end{aligned} \quad (3.4.9)$$

Снова переберём все возможные варианты логических значений переменных X_1 и X_2 . Видно, что при любой комбинации этих значений переменная Z приобретает значение равное нулю:

$$X_1 = 0; X_2 = 0$$

$$\left. \begin{array}{l} Y_1 = 0 \\ Y_2 = 0 \\ Y_3 = 0 \end{array} \right\} \Rightarrow Z = 0$$

$$X_1 = 1; X_2 = 0$$

$$\left. \begin{array}{l} Y_1 = 0 \\ Y_2 = 0 \\ Y_3 = 1 \end{array} \right\} \Rightarrow Z = 0$$

$$X_1 = 0; X_2 = 1$$

$$\left. \begin{array}{l} Y_1 = 0 \\ Y_2 = 1 \\ Y_3 = 0 \end{array} \right\} \Rightarrow Z = 0$$

$$X_1 = 1; X_2 = 1$$

$$\left. \begin{array}{l} Y_1 = 1 \\ Y_2 = 0 \\ Y_3 = 0 \end{array} \right\} \Rightarrow Z = 0$$

Таким образом, можно видеть, что при любой комбинации входных переменных X_1 и X_2 в данной логической схеме переменная Z может приобретать значение и логического нуля, и логической единицы. Другими словами, четырем возможным комбинациям входных переменных соответствует восемь возможных комбинаций значений логических переменных, описывающих состояние выходов нейронов первого слоя. Иначе говоря, в данном случае на выходе нейронов первого слоя могут реализоваться все возможные восемь комбинаций логических переменных, что как показывают представленные выше формулы, вытекают из непосредственного перебора всех возможных вариантов.

Таким образом, можно предложить логическую схему, которая обладает несколькими устойчивыми состояниями при одних и тех же значениях входных переменных. Переход из одного состояния в другое в данном случае возможен за счёт изменения сигналов, подаваемых на все входы элементов рассматриваемой системы одновременно. Графические решения для указанной триггерной системы вынесены в Приложение А.

3.5 Теория BS-триггера

Данный раздел вынесен в Приложение Б.

3.6 Выводы по главе

В данной главе доказываются базовые теоремы, позволяющие кардинальным образом пересмотреть содержание понятия «нейронная сеть». Доказывается, что для дальнейшего сближения искусственных нейронных сетей и тех, что реализуются в природе, необходимо отказаться от представлений о настраиваемых весовых коэффициентах, и перейти к рассмотрению нейронных сетей, в которых сигналы, предназначенные для обработки сетью, и сигналы, обеспечивающие то, что заменяет весовые коэффициенты, должны рассматриваться с точки зрения методологической симметрии.

4 ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНОЕ ИССЛЕДОВАНИЕ ГЛОБАЛЬНОЙ ТЕЛЕКОММУНИКАЦИОННОЙ СРЕДЫ

4.1 Закономерности телекоммуникационной активности пользователей

В данной главе рассматриваются экспериментальные доказательства существования глобальной коммуникационной сети.

Как подчеркивалось выше, глобальная коммуникационная сеть формируется вследствие того, что при общении людей друг с другом в действительности происходит обмен сигналами между нейронами их головного мозга. Другими словами, социум — это и есть распределенная нейронная сеть — в исходном «биологическом» смысле этого термина. Более того в предыдущих разделах был доказан ряд теорем, доказывающих что информационная ёмкость социума существенно превышает информационную емкость суммы отдельных её фрагментов, локализованных в пределах головного мозга отдельных людей.

Другими словами, существует вполне определенная информационная среда, где могут пребывать различного рода нетривиальные информационные сущности, природа которых пока остаётся малоизученной. В соответствии с гипотезами, которые содержались в монографии [10] эти сущности позволяют понять в том числе и природу многих верований, которые были присущи практически всем народам. Речь, например, идёт об архетипах, понимаемых в смысле К.Г. Юнга, духах предков, которые вполне могут персонифицировать эти сущности и многом другом. Эти более чем смелые гипотезы получают обоснование именно на основе представления о том, что информационная ёмкость глобальной нейронной сети неаддитивно зависит от информационной емкости её составляющих. Впрочем, данный вывод является предельно прозрачным и с точки зрения любого специалиста в нейронауке. Действительно маленькая нейронная сеть, составленная из сравнительно небольшого числа нейронов не в состоянии выполнять столь сложные функции, которые выполняет сеть, содержащая большое количество нейронов. Несколько упрощая, можно сказать так что некоторое количество малых нейронных сетей, взятых по отдельности, не в состоянии решить те задачи, которые решает объемлющая нейронная сеть.

С точки зрения качественной интерпретации эти выводы представляются во многом очевидными, но тем не менее их последовательное доказательство было сделать необходимо, особенно если принять во внимание насколько смелы были гипотезы, высказанные в монографии [10] а также в работе [105], где подчеркивалось, что представление о глобальной коммуникационной сети позволяют дать последовательную естественнонаучную интерпретацию тем идеям, которые были заложены в юнгианскую теорию архетипов.

Более того, именно эти выводы позволяют утверждать, что сознание как таковое продолжает эволюционировать и причём эволюционировать в режиме реального времени. В соответствии с доказанными выше теоремами, сознание индивида действительно можно рассматривать как некую проекцию тех процессов (и тех информационных структур), которые происходят в глобальной коммуникационной среде на её локальный фрагмент, связанный с головным

мозгом индивида. Следовательно, трансформация глобальной коммуникационной среды влияет непосредственно на то, что мы именуем интеллектом и на то, что мы именуем сознанием.

Отсюда вытекает более чем важный вывод о том, что перестройка телекоммуникационных систем, их бурное развитие, возникновение различного рода онлайн сервисов и прочее является более чем серьезным фактором. Этот фактор влияет не только на то, как конкретно индивид взаимодействует с обществом, но и на его собственное сознание. Это уже вполне можно считать установленным с теоретической точки зрения, что и показывает материал предыдущих глав.

Однако не вызывает сомнений что столь серьезные выводы нуждаются в экспериментальных доказательствах, и именно здесь ключевую роль снова играют те возможности, которые открывает перед исследователем современное состояние телекоммуникационной индустрии.

Подчеркиваем ещё раз, что если крайне сложно проследить за тем, как обмениваются сигналами между собой нейроны, составляющие головной мозг, то, напротив, легко проследить за обменом информации между индивидами в онлайн сетях. Именно этим обстоятельством мы и воспользуемся в данной главе. Конкретно, в данной главе речь идёт о том, что на основании доказанных выше теорем можно сформулировать вполне определенные правила подобия, которые отражают реальное поведение телекоммуникационных сетей. Ниже на основе экспериментального материала доказывается, что одни и те же закономерности описывают и распределение числа пользователей по числу контактов и распределение числа звонков, которые делает пользователь телефонной сети по длительности.

Изучение коммуникационного пространства, формируемого бурным развитием телекоммуникационных технологий, представляет значительный интерес в нескольких аспектах.

Так, значительная часть кампаний по продвижению товаров на рынок в настоящее время проводится в социальных онлайн сетях [112-115], причем такие сети уже используются не как вспомогательное средство проведения кампании, а как основное.

Социальные онлайн сети, связывающие большое количество людей, являются идеальной площадкой для проведения различных информационных воздействий массового характера, в том числе и в рамках проведения информационных войн [116-121].

В то же время современные телекоммуникационные технологии дают возможность получать образование онлайн, что создает целый ряд преимуществ (доступность образовательных курсов университетов всего мира, экономия времени на перемещение, удобство для лиц с повышенными требованиями) [122-126]. Большую популярность начинают набирать массовые открытые онлайн курсы (МООК) [127-131].

Последовательное использование социальных онлайн сетей в тех или иных целях требует их адекватного теоретического описания на количественном

уровне даже безотносительно тех масштабных задач, о которых говорилось выше.

В данном параграфе проведен анализ распределения пользователей социальных онлайн сетей по количеству друзей (взаимных контактов) и предложена модель, описывающая данное распределение.

Данные, использованные в работе, были собраны на основе прямого сбора информации относительно числа друзей пользователей социальной онлайн сети «ВКонтакте».

Случайным образом создавалась выборка пользователей, проживающих в следующих городах: Алматы, Москва, Новосибирск, Киев, Павлодар, Екатеринбург, Санкт-Петербург, Ташкент. Подсчитывалось число друзей, которыми обладает каждый из пользователей.

На основе этих данных строились зависимости, представленные на рис. 4.1.1 – 4.1.8 (точки).

По оси абсцисс отложены числа n , приходящиеся на центр интервалов, на которых разбита ось. Шкала разбиения выбрана неравномерной. По оси ординат отложены отношения общего числа пользователей, чье число друзей укладывается в данный интервал, к протяженности этого интервала. Такое построение приближенно соответствует плотности распределения пользователей по числу друзей.

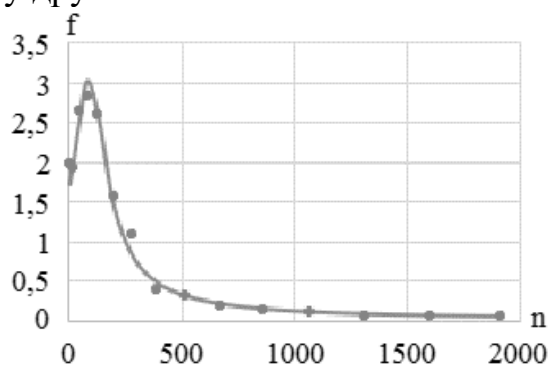


Рисунок 4.1.1 – Сравнение экспериментальных данных с теоретическим расчетом для г. Алматы, выборка составляет 3000 пользователей

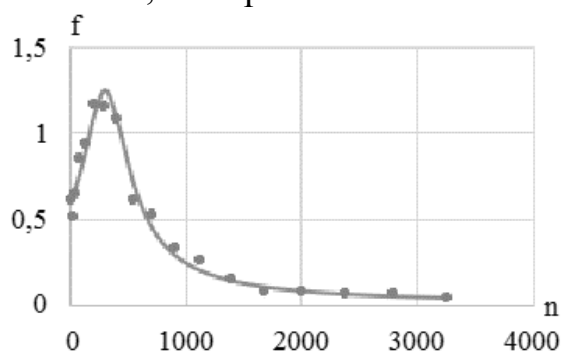


Рисунок 4.1.2 – Сравнение экспериментальных данных с теоретическим расчетом для г. Москва, выборка составляет 3000 пользователей.

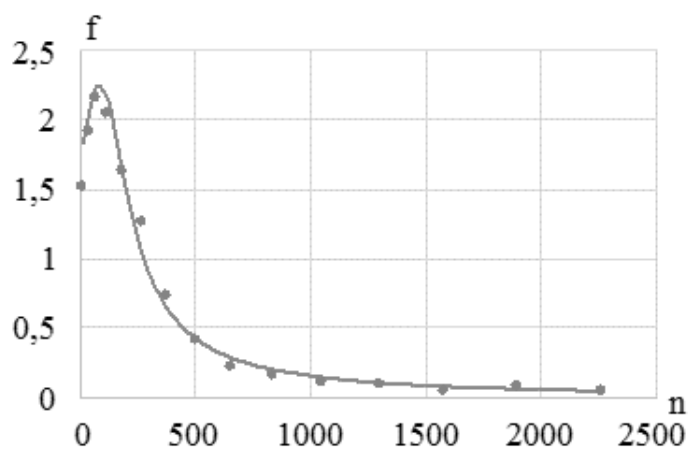


Рисунок 4.1.3 – Сравнение экспериментальных данных с теоретическим расчетом для г. Новосибирск, выборка составляет 3000 пользователей.

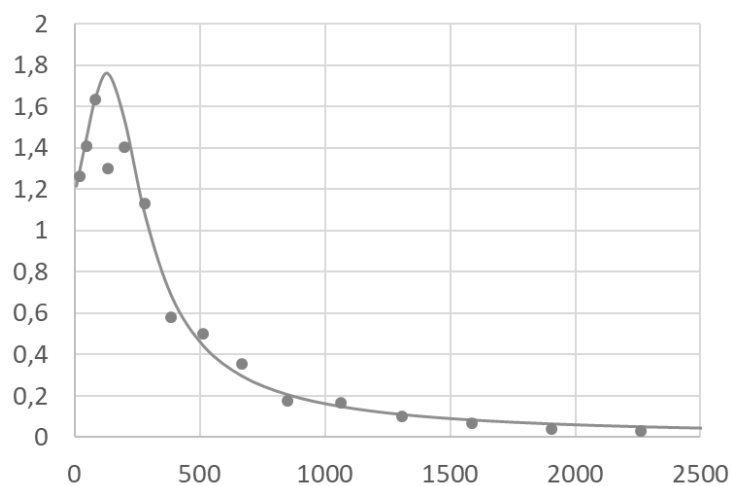


Рисунок 4.1.4 – Сравнение экспериментальных данных с теоретическим расчетом для г. Киев, выборка составляет 3000 пользователей.

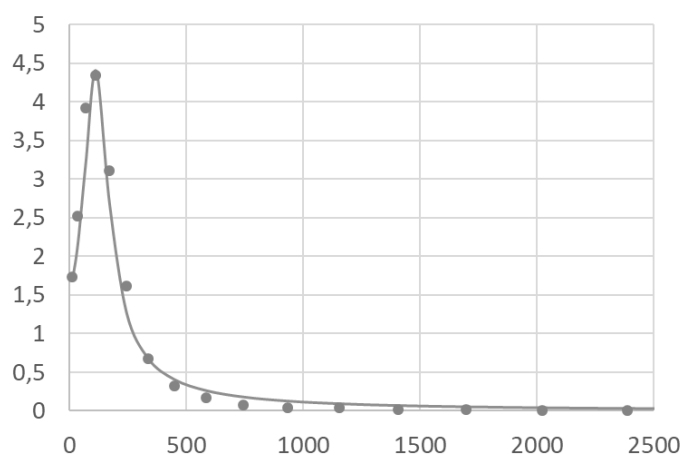


Рисунок 4.1.5 – Сравнение экспериментальных данных с теоретическим расчетом для г. Павлодар, выборка составляет 3000 пользователей.

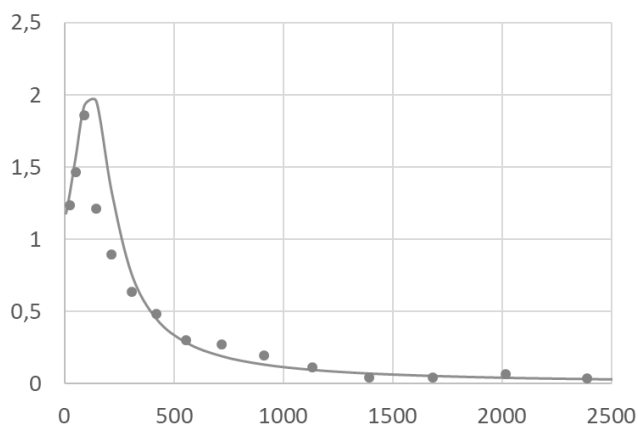


Рисунок 4.1.6 – Сравнение экспериментальных данных с теоретическим расчетом для г. Екатеринбург, выборка составляет 3000 пользователей.

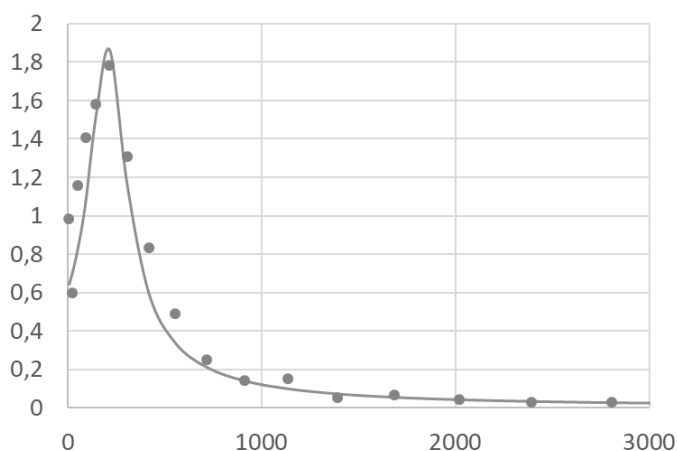


Рисунок 4.1.7 – Сравнение экспериментальных данных с теоретическим расчетом для г. Санкт-Петербург, выборка составляет 3000 пользователей.

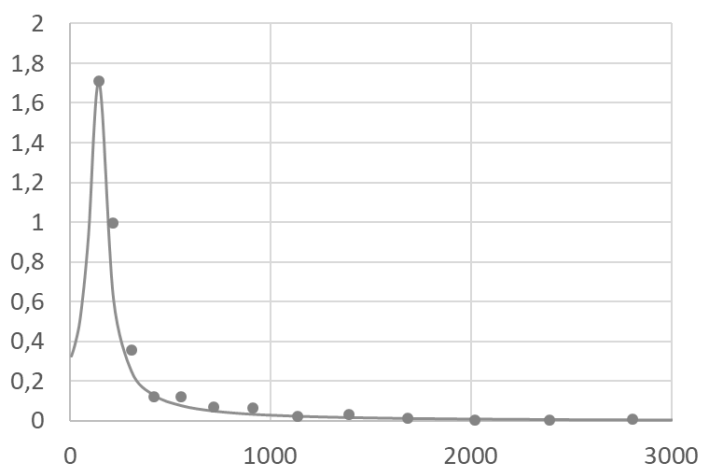


Рисунок 4.1.8 – Сравнение экспериментальных данных с теоретическим расчетом для г. Ташкент, выборка составляет 3000 пользователей.

Видно, что кривые, полученные для различных городов, в которых активно эксплуатируется Рунет, имеют сходный характер.

Для количественного описания полученных в данном параграфе экспериментальных результатов, можно предложить рассматриваемую ниже полуэмпирическую модель. Данная модель позволяет, как будет ясно из

дальнейшего, получить конкретный вид распределений, описывающих характер контактов в социальных онлайн сетях. Однако в неё вводятся числовые параметры, которые можно на данном этапе исследования определить только эмпирическим путем. Обращает на себя внимание, что в этой модели фигурирует вполне определенный показатель в уравнении, описывающем получаемое распределение, равный $2/3$. Этот показатель остается постоянным для всех городов, он не зависит от числа Данбара и других их особенностей. Есть все основания предполагать, что он носит фундаментальный характер, поскольку, как будет ясно из материалов параграфа 4.2, этот же показатель отвечает описанию статистики телетрафика.

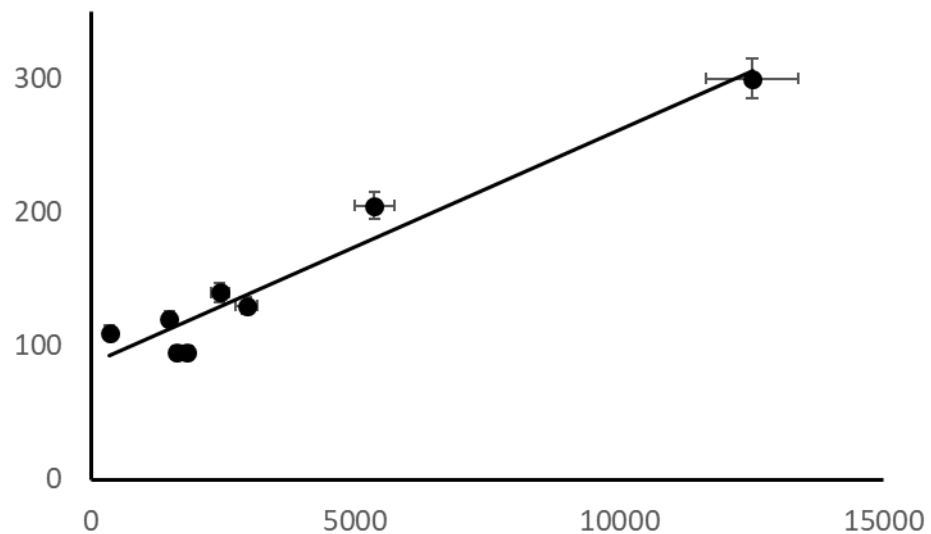


Рисунок 4.1.9 – Зависимость полученного значения числа Данбара от численности населения города.

Данное обстоятельство могло бы быть более чем удивительным, если бы не сделанные в предыдущих разделах выводы о том, что глобальная телекоммуникационная сеть должна подчиняться вполне определенным закономерностям точно также как существуют закономерности, описывающие работу головного мозга отдельного человека.

Перейдем к построению количественной модели.

Распределение числа пользователей по числу друзей в общем случае можно отыскать на основе следующего уравнения:

$$\frac{dn_j}{dt} = n_{j-1} \sum_{i=0} w_{j-1,i} n_i - n_j \sum_{i=0} w_{j,i} n_i - \frac{n_j}{\tau}, \quad (4.1.1)$$

где n_j – количество пользователей, число друзей которых равно j , $w_{j,i}$ – частота образования новой связи между лицами, имеющими j и i друзей, τ - время жизни пользователя сети (фактическое время пользования ресурсом).

Полагая, что рассматриваемые функции с изменением номера j изменяются медленно, можно перейти к непрерывной форме записи уравнения (4.1.1). Заменяя дискретные номера j и i на непрерывные переменные x и y , можно записать

$$\frac{d}{dt}n(x) = n(x - \Delta x) \int w(x - \Delta x, y)n(y)dy - n(x) \int w(x, y)n(y)dy - \frac{n(x)}{\tau} \quad (4.1.2)$$

Применяя разложение в ряд Тейлора с точностью до квадратичных слагаемых, имеем

$$\frac{d}{dt} \frac{n(x)}{\Delta x} = -n(x) \int \frac{\partial}{\partial x} w(x, y)n(y)dy - \frac{dn}{dx} \int w(x, y)n(y)dy - \frac{1}{\tau} \frac{n(x)}{\Delta x}. \quad (4.1.3)$$

Откуда получаем, что для стационарного случая

$$\frac{df}{dx} = f(x)K(x), \quad (4.1.4)$$

где

$$K(x) = \frac{\left[\int \frac{\partial}{\partial x} w(x, y)f(y)dy - \frac{1}{\tau} \right]}{\int w(x, y)f(y)dy}. \quad (4.1.5)$$

Существенно, что функции, входящие в множитель при функции $f(x)$ в выражении (4.1.4) определяются всем профилем рассматриваемого распределения.

Выражение (4.1.4) позволяет трактовать установление равновесного распределения пользователей по числу друзей через поток, направленный в сторону их увеличения. Это, в частности, позволяет воспользоваться эвристическими соображениями при отыскании функции $K(x)$.

Данные соображения состоят в следующем. В литературе в настоящее время используется число Данбара [132-134], которое представляет собой максимальное количество постоянных социальных контактов (связей), которые может поддерживать один человек. Первоначально данное число было получено при изучении влияния размера и развития неокортекса на размер стаи обезьян [132,133], однако сейчас оно все чаще используется для описания коммуникационного пространства [135-138].

Можно предположить, что число Данбара описывает потенциал, вызывающий поток в положительном направлении вдоль оси x в рассматриваемой модели. Если число друзей данного пользователя меньше числа Данбара, то можно ожидать, что производная в формуле (4.1.4) будет иметь положительный знак (и наоборот).

Простейшая запись, удовлетворяющая данному требованию, имеет вид.

$$\frac{df}{dx} = (a - x)f^\alpha, \quad (4.1.6)$$

где множитель α учитывает фрактальный характер коммуникационного пространства.

Такой характер коммуникационного пространства вытекает из наглядных соображений. Образование связи между двумя лицами облегчается в том случае, если они имеют общего друга, т.е. существует определенная связывающая их цепочка. Учет таких цепочек приводит к степенной зависимости в формуле (4.1.6) и фрактальному характеру коммуникационного пространства в целом.

Уравнение (4.1.6) имеет первый порядок и легко интегрируется, имеем

$$-(1 - \alpha)f^{1-\alpha} = (a - x)^2 + C, \quad (4.1.7)$$

где C – постоянная интегрирования.

Откуда

$$f = \frac{A}{((a-x)^2 + C)^\beta}, \quad (4.1.8)$$

где в запись введен нормировочный множитель A ,

$$\beta = \frac{1}{\alpha-1}; \quad \alpha = 1 + \frac{1}{\beta}. \quad (4.1.9)$$

Сопоставление экспериментальных результатов с теоретическими расчётами, проведенными на основании предложенной модели, представлены на рис. 4.1.1 - 4.1.8.

Теоретические кривые (сплошные линии) на этих рисунках были получены на основании описанной выше модели. Видно, что имеет место хорошее согласие экспериментальных и теоретических данных.

Управляющие параметры, задающие теоретическую кривую, определялись на основании экспериментальных данных с использованием метода наименьших квадратов. Полученные числовые значения, с использованием которых построены теоретические кривые, представленные на рис. 4.1.1 – 4.1.8, сведены в Таблицу 4.1.1.

Видно, что аналоги числа Данбара, полученные на основании анализа представленных зависимостей укладываются в диапазон (100-230), указанный в данных литературы [133,134,139]. Видно также, что аналог числа Данбара для Москвы оказывается заметно выше, чем для Алматы и Новосибирска, что можно было бы ожидать из общих соображений.

Это означает, что аналог числа Данбара, входящий в используемые зависимости как параметр, можно рассматривать как характеристику коммуникационного пространства для каждого конкретного города.

Наиболее существенный результат состоит в том, что фрактальная размерность коммуникационного пространства оказывается одинаковой для всех

восьми городов, причем значение составляет $2/3$ с высокой точностью. Можно предполагать, что это значение отражает некоторые фундаментальные особенности формирования коммуникационного пространства.

Таблица 4.1.1. Эмпирически определенные постоянные формулы (4.1.8) для различных населенных пунктов и численность населения городов.

Город	A	C	a	β	Численность населения, тыс. чел
Алматы	820	5500	95	0,654	1806,6
Москва	1290	43000	300	0,657	12506,5
Новосибирск	1120	14000	95	0,651	1612,8
Киев	1100	20000	130	0,656	2934,5
Павлодар	800	3000	110	0.648	334,9
Екатеринбург	800	9800	120	0,649	1468,8
Санкт-Петербург	716	9350	205	0.65	5351,9
Ташкент	200	1500	140	0.654	2424,1

Следует отметить, что полученные значения числа Данбара (рассматриваемые как параметры теоретической зависимости) коррелируют с численностью населения города (рис. 4.1.9).

Этот рисунок показывает, что число Данбара не является абсолютным показателем, а существенно зависит от характеристик коммуникационной среды, главным образом, населения города.

Данное обстоятельство не может вызывать удивления – чем больше город, тем в большее число коммуникаций оказывается задействованным конкретный человек. Он, в среднем, лучше информирован, более коммуникабелен и т.д. Разумеется, данные факторы не являются единственными, но о влиянии характера коммуникационной среды на значение числа Данбара можно говорить со всей определенностью.

Таким образом, на основании эвристических соображений и литературных данных о природе числа Данбара, можно предложить простую полуэмпирическую модель, адекватно описывающую экспериментальные распределения пользователей социальных онлайн сетей по числу друзей.

Сама по себе данная модель, конечно, носит полуэмпирический характер, однако, важно еще раз подчеркнуть, что в ней содержится вполне определенный количественный показатель равный $2/3$. Именно тот факт, что данный количественный показатель остаётся неизменным для всех исследованных городов, и служит доказательством существования вполне определенных объективных закономерностей, отражающих поведение глобальной коммуникационной среды. Более того, как будет ясно из материала следующего параграфа именно этот количественный показатель отражает и другие характеристики, но уже связанные с телетрафиком. Разумеется, можно сказать, что интенсивность общения между абонентами в телекоммуникационных сетях так или иначе должна коррелировать с количеством их контактов. Однако само

по себе данное утверждение отнюдь не означает, что с высокой точностью должны совпадать количественные показатели. И более того ниоткуда не следует что этот количественный показатель должен быть одинаковым для всех городов. Это, по всей вероятности, является некой количественной характеристикой ноосферы.

4.2 Статистические распределения телетрафика: взгляд с позиций нейросетевой теории глобальной коммуникационной среды

Для моделирования статистических распределений, характеризующих поток заявок (вызовов) применяются различные подходы и различные разновидности модельных функций. Существует общепринятая классификация Кендалла, в которой используемая модель системы массового обслуживания (СМО) отражается в соответствии с записью [140]:

$$(a/b/c):(d/e/f) \quad (4.2.1)$$

где a – распределение времени между заявками во входном потоке,
 b – распределение времени между моментами конца обслуживания в выходном потоке,

c – число параллельно заданных узлов обслуживания в выходном потоке,

d – дисциплина очереди,

e – максимально допустимое число заявок, принимаемых СМО,

f – число одиночных источников заявок в подсистеме генератора заявок.

В учебной литературе подробно описываются результаты для некоторых конкретных разновидностей распределений. Показано, что для наиболее простых случаев, таких как М/М/1 могут быть проведены прямые аналитические расчеты основных характеристик СМО. Однако, даже в последнем пособии [140] практически не затрагивается вопрос о том, почему именно избранные распределения отвечают характеристикам потока заявок в различных конкретных случаях.

В то же время, проблема описания трафика является ключевой для любой телекоммуникационной системы массового обслуживания. Предварительный расчет пропускной способности телекоммуникационных сетей и других их характеристик, который должен предшествовать их проектированию, неизбежно исходит из некоторых предположений, относительно того каков конкретно будет трафик.

В текущей литературе рассматривается достаточно большое количество различных моделей как это подчеркивалось выше. Однако до самого последнего времени не уделялось достаточного внимания одному чрезвычайно важному обстоятельству. В теории массового обслуживания, которая используется в телекоммуникационной индустрии [141,142] и некоторых других научных дисциплинах предполагается что трафик есть нечто абстрактное, что его можно описать в рамках той или иной эмпирической модели, но никак не затрагивается

его природа (собственно именно это обстоятельство и отражает приведенная выше классификация).

Данная работа позволяет восполнить этот пробел. В частности, результаты данной главы показывают, что вопрос о телетрафике, развивающемся в телекоммуникационных средах, которому посвящено очень большое количество работ [143-145], есть, в том числе, и вопрос культурной антропологии. Пользование телекоммуникационными сетями есть феномен культуры, и попытки рассматривать его отдельно от гуманитарных аспектов не могут вызвать ничего, кроме усмешки.

Материал, излагаемый ниже, еще раз показывает, что данный трафик формируется не абстрактно, а вследствие вполне конкретных закономерностей, которым подчиняется коммуникационная среда в целом.

Несколько упрощая, можно сказать так. Телетрафик есть отражение тех процессов, которые происходят в глобальной коммуникационной среде. Это проявление работы того, условно говоря, «гипермозга», который формируем мы все совокупно. Изучать генезис телетрафика — это примерно тоже самое, что изучать процессы, относящиеся к области нейрофизиологии, но применительно не к отдельному мозгу, а к глобальной коммуникационной среде в целом.

Иными словами, результаты, полученные в данной работе, рассматриваемые в том числе в данном параграфе, однозначно показывают, что описание работы крупных телекоммуникационных систем представляет собой сугубо междисциплинарную задачу, в которой нужно рассматривать то, как телекоммуникационная система оказывается интегрированной в конкретный социум.

Телекоммуникационные системы, и, в частности, формируемый в них трафик, нельзя рассматривать в отрыве от анализа гуманитарных аспектов этого вопроса. Трафик формируют люди, и, следовательно, мы говорим о вполне определенной глобальной человеко-машинной системе. Та коммуникационная среда, которая ранее формировалась в основном в межличностных контактах между индивидами, сейчас всё более уходит в телекоммуникационную среду.

В данном параграфе доказывается, что те же самые закономерности, которые описывают число контактов между пользователями социальных онлайн сетей, применимы и для описания статистического распределения продолжительности телефонных разговоров. Более того, тот количественный показатель, который был получен выше, равный $2/3$, оказывается применимым и здесь.

Иными словами, речь идет о том, что процессы, протекающие в глобальной телекоммуникационной среде, действительно подчиняются вполне определенным закономерностям; этот факт следовало бы признать удивительным, если бы не сделанные ранее выводы о том, что, по существу, мы имеем дело со вполне конкретной системой.

Несколько упрощая, можно сказать так, точно также как функционирование человеческого мозга подчиняется вполне определенным закономерностям, так и поведение «глобального мозга», точнее глобальной коммуникационной среды

также является далеко не случайным. Еще одним доказательством этому являются материалы, представленные ниже в данном параграфе.

Исходным экспериментальным материалом служили данные, отражающие статистику телефонных разговоров по различным городам Республики Казахстан. Была собрана база данных, отражающая количество телефонных разговоров при посекундной тарификации, что отвечает существующей практике операторов сотовой связи. На основании имеющегося массива данных были построены гистограммы, примеры которых показаны на рисунках 4.2.1-4.2.9, где по оси абсцисс отложена продолжительность телефонного разговора, а по оси ординат относительное количество разговоров, отвечающих данной продолжительности. Такие гистограммы исследовались, в том числе, в работах [146,147], причём для описания такого рода гистограмм предлагались различного рода эмпирические и полуэмпирические модели [146,147]. В данной работе мы сразу исходили из предположения, вытекающего из общих представлений о существовании глобальной телекоммуникационной среды, в соответствии с которыми такие гистограммы должны описываться теми же самыми закономерностями, что и установленные в предыдущем параграфе. Конкретно данная гистограмма должно отвечать зависимости вида (4.1.8).

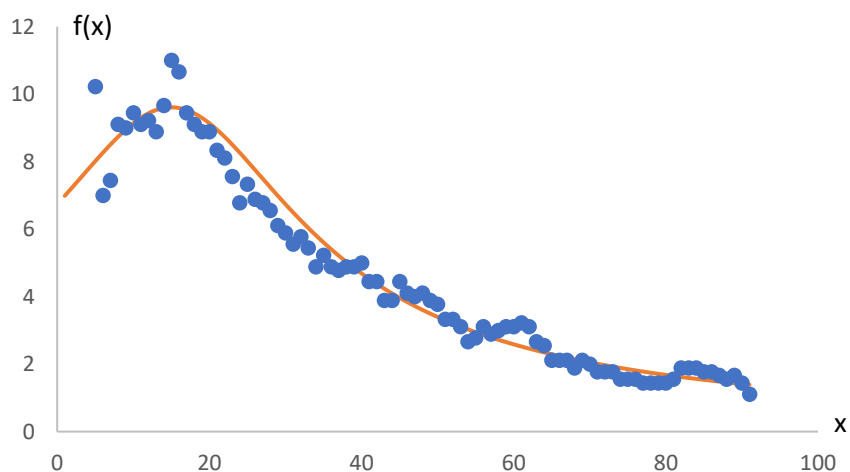


Рисунок 4.2.1 – Распределение продолжительности телефонных разговоров для города Павлодар.

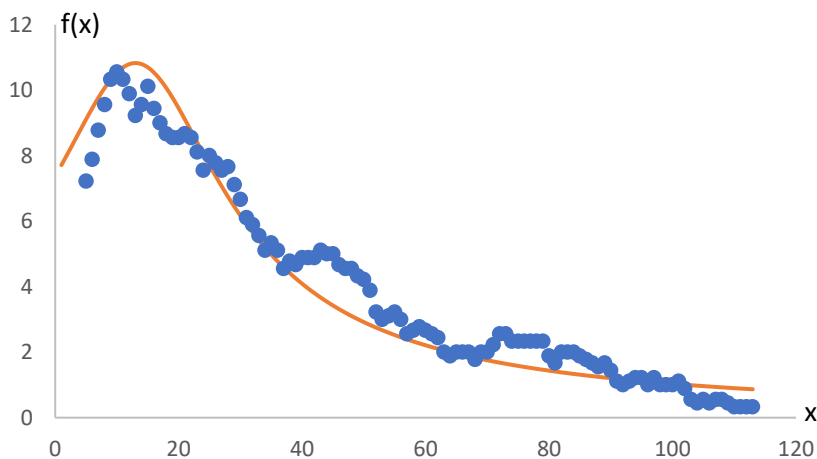


Рисунок 4.2.2 – Распределение продолжительности телефонных разговоров для города Талдыкорган.

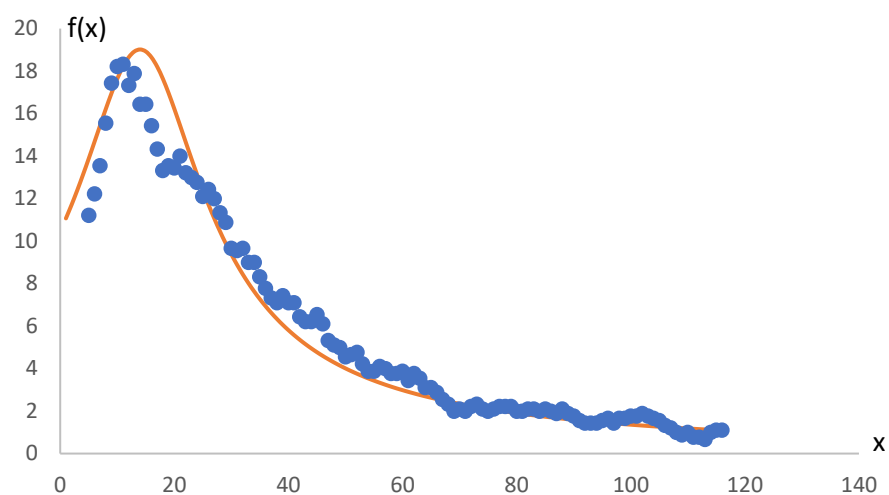


Рисунок 4.2.3 – Распределение продолжительности телефонных разговоров для города Талгар

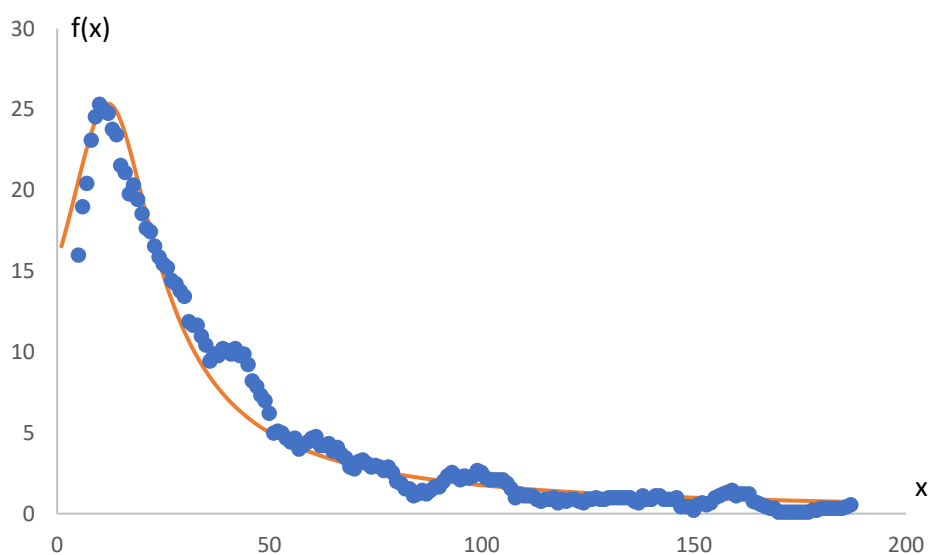


Рисунок 4.2.4 – Распределение продолжительности телефонных разговоров для города Алматы (2019 год).

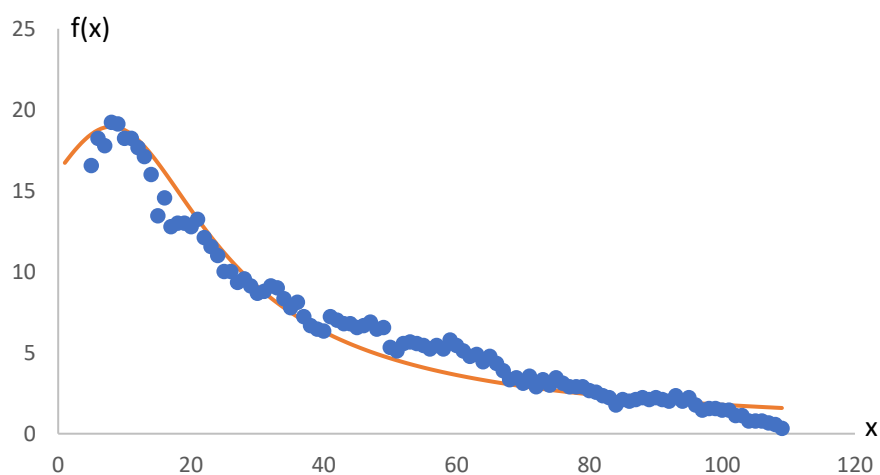


Рисунок 4.2.5 – Распределение продолжительности телефонных разговоров для города Алматы (2018 год).

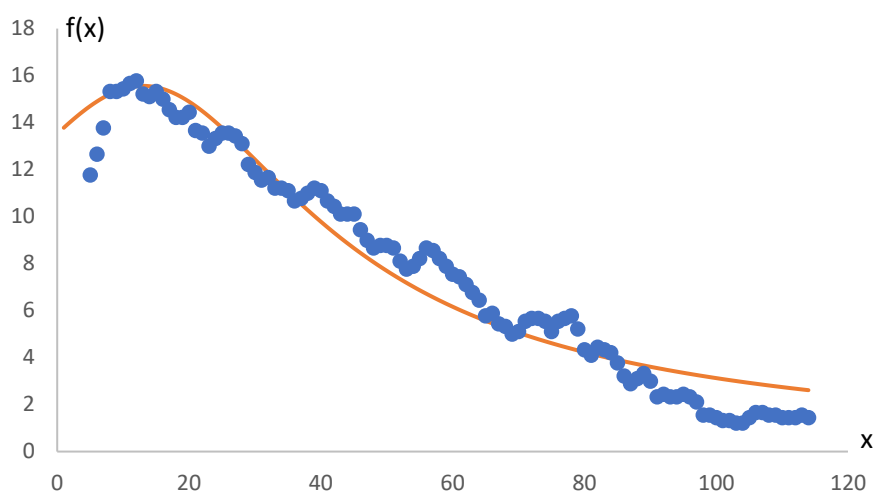


Рисунок 4.2.6 – Распределение продолжительности телефонных разговоров для города Алматы (2017 год).

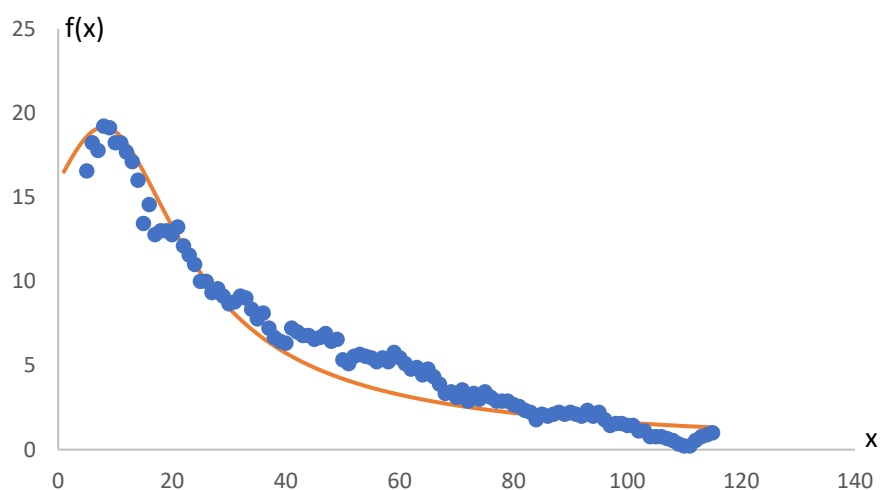


Рисунок 4.2.7 – Распределение продолжительности телефонных разговоров для города Алматы (январь месяц).

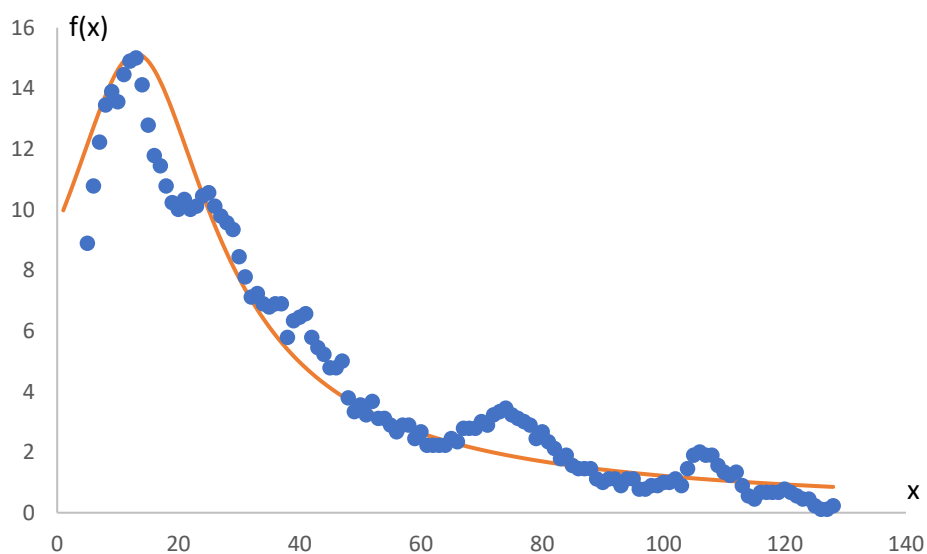


Рисунок 4.2.8 – Распределение продолжительности телефонных разговоров для города Алматы (февраль месяц).

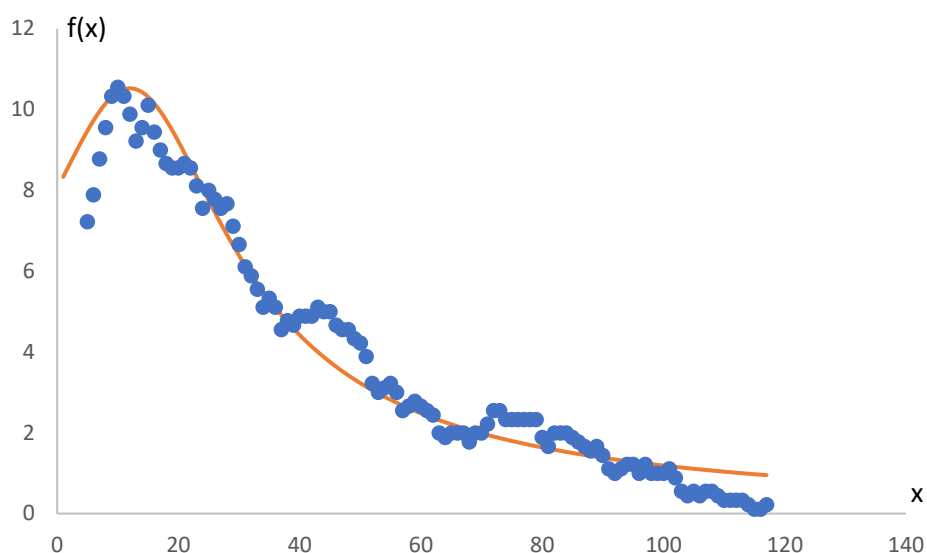


Рисунок 4.2.9 – Распределение продолжительности телефонных разговоров для города Алматы (октябрь месяц).

Для доказательства адекватности этого предположения использовался тот же метод, что и в предыдущем параграфе. А именно для всех кривых, рассматриваемых в данном параграфе, были построены диаграммы того вида что указан на рис. 4.1.1-4.1.8. На данных диаграммах показана зависимость исходных данных в степени минус $3/2$ от продолжительности телефонного разговора. Из рисунков видно, что приведенные экспериментальные данные удовлетворительно описываются параболической аппроксимацией, что и соответствует показателю «минус $2/3$ », о котором говорилось ранее.

Аппроксимации, полученные на данной основе, показаны на рисунках 4.2.10-4.2.18 пунктирными кривыми. Видно, что имеет место удовлетворительное соответствие теоретических и экспериментальных результатов.

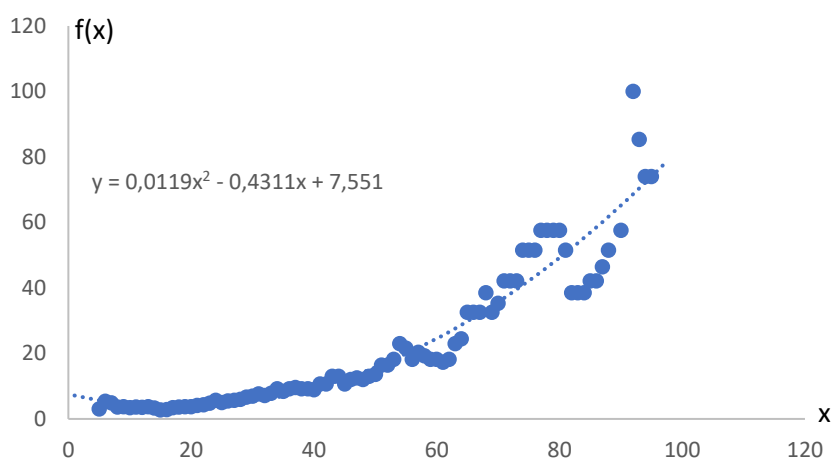


Рисунок 4.2.10 – Проверка соответствия экспериментальных данных теоретическим с помощью параболической аппроксимации для города Павлодар.

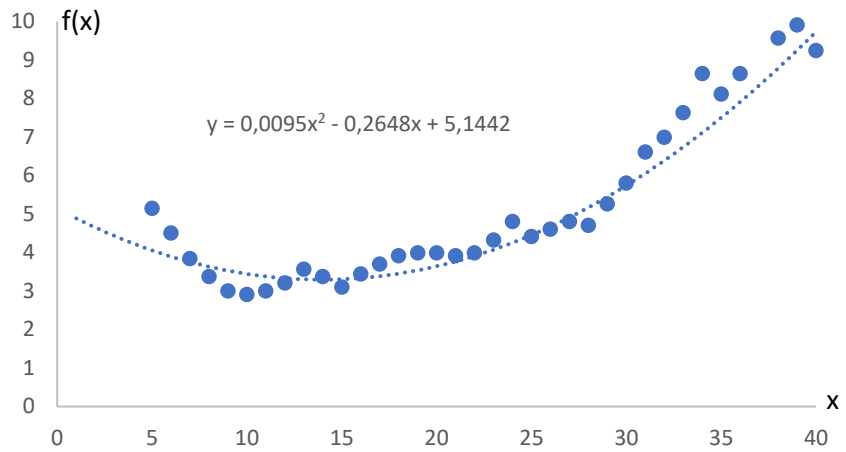


Рисунок 4.2.11 – Проверка соответствия экспериментальных данных теоретическим с помощью параболической аппроксимации для города Талдыкорган.

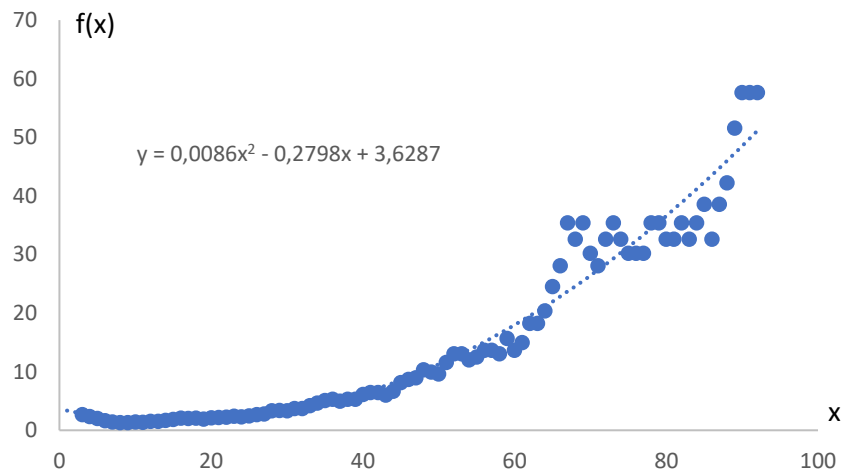


Рисунок 4.2.12 – Проверка соответствия экспериментальных данных теоретическим с помощью параболической аппроксимации для города Талгар.

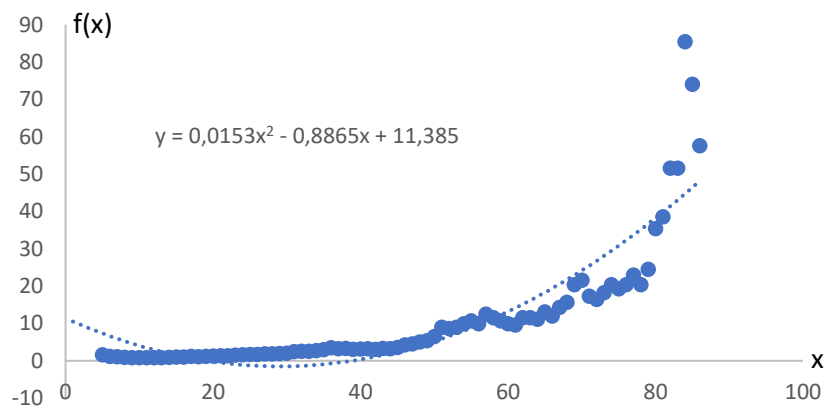


Рисунок 4.2.13 – Проверка соответствия экспериментальных данных теоретическим с помощью параболической аппроксимации для города Алматы (2019 год).

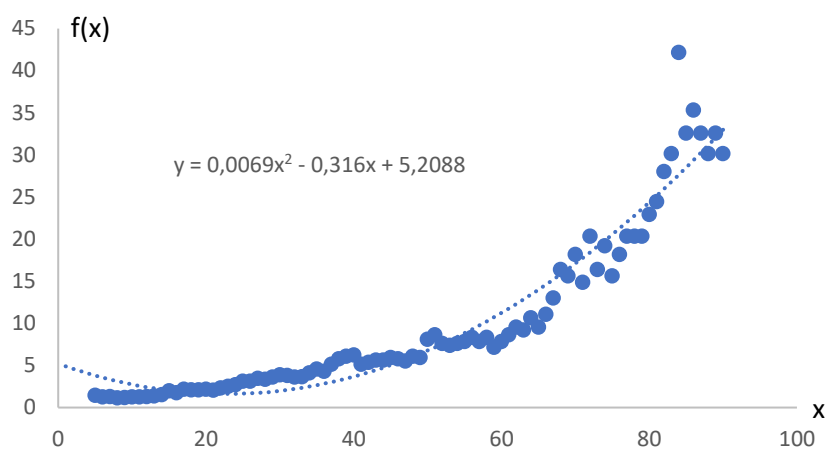


Рисунок 4.2.14 – Проверка соответствия экспериментальных данных теоретическим с помощью параболической аппроксимации для города Алматы (2018 год).

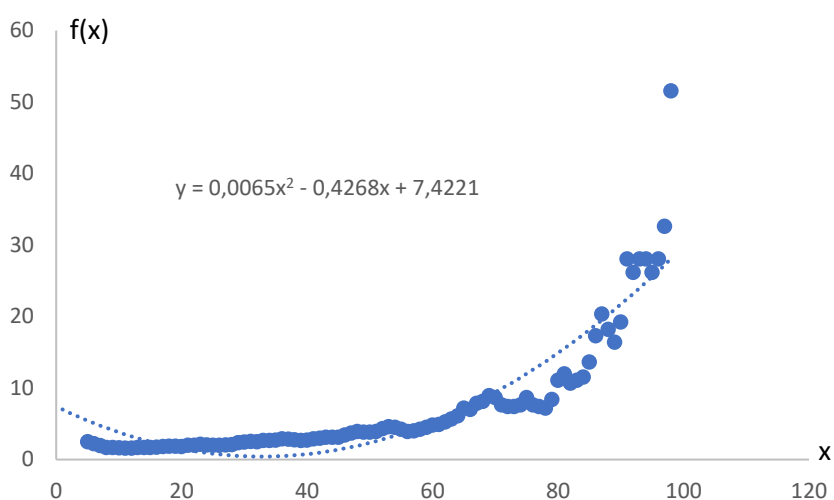


Рисунок 4.2.15 – Проверка соответствия экспериментальных данных теоретическим с помощью параболической аппроксимации для города Алматы (2017 год).

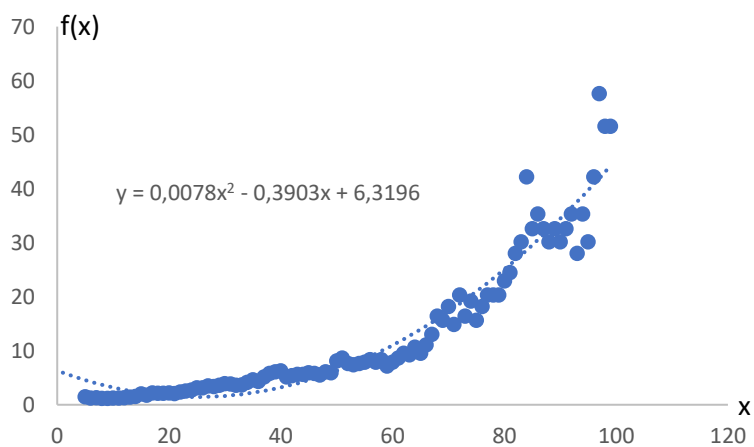


Рисунок 4.2.16 – Проверка соответствия экспериментальных данных теоретическим с помощью параболической аппроксимации для города Алматы (январь месяц).

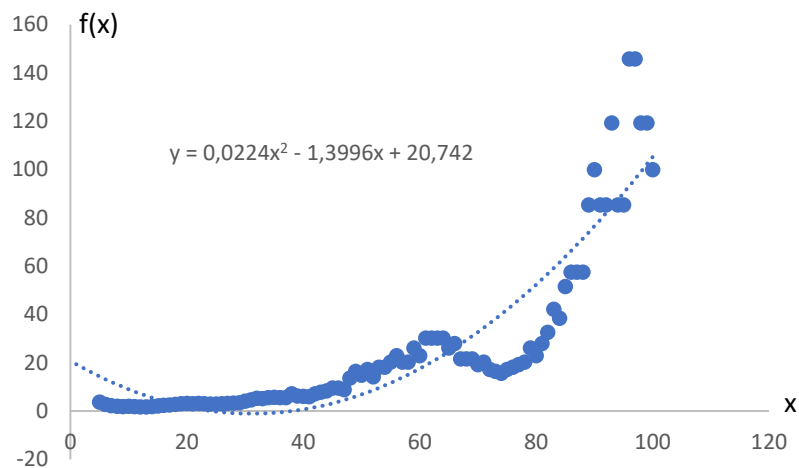


Рисунок 4.2.17 – Проверка соответствия экспериментальных данных теоретическим с помощью параболической аппроксимации для города Алматы (февраль месяц).

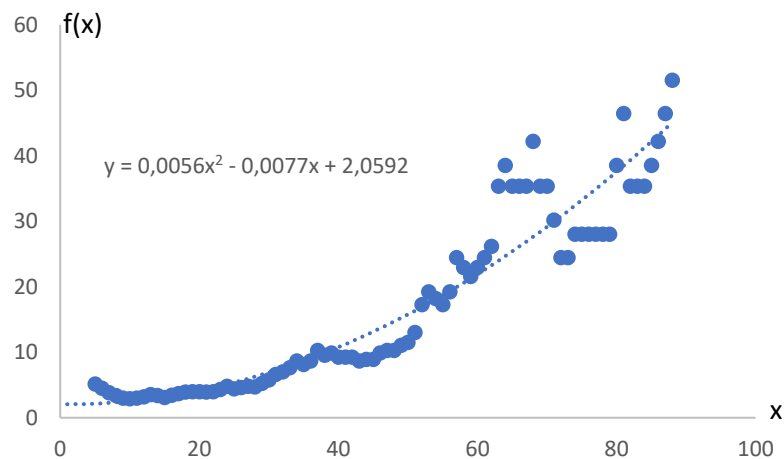


Рисунок 4.2.18 – Проверка соответствия экспериментальных данных теоретическим с помощью параболической аппроксимации для города Алматы (октябрь месяц).

Подчеркнем еще раз, что данный результат был бы более чем удивительным, поскольку совершенно разноплановые статистические данные описываются одними и теми же количественными закономерностями, и, более того, установленный в данной работе «закон 2/3» одинаково выполняется для разных городов в разные промежутки времени, что не может не свидетельствовать о его фундаментальном характере. Но, данный факт представляется вполне объяснимым, если принять во внимание сделанное выше заключение о существовании глобальной коммуникационной среды.

4.3 Нейросетевой аспект информационной войны в научно-технической сфере

Как подчеркивалось в работах [23-27], в настоящее время геополитическая конкуренция вновь смещается в научно-техническую область. В цитированных работах этот вывод был сделан на основании проблематики искусственного

интеллекта. Однако в последнее время он приобрёл новое звучание вследствие вспышки пандемии covid-19.

Очевидно, что здесь в самый тесный клубок оказались переплетены чисто медицинские вопросы, проблематика, непосредственно связанная с информационной войной, и многое другое. Очевидно и то, что на данный вызов должна в первую очередь отвечать наука как социальная институция. Разумеется, с высоких трибун ООН звучат декларации о необходимости совместного поиска ответа всеми странами мира. Однако в действительности, как это показывает история, столь масштабный кризис только обострит геополитическое противостояние, и, по вполне очевидным причинам, оно неизбежно будет еще более выраженным именно в области науки и техники.

В данном разделе вначале рассматриваются прямые инструменты ведения информационной войны в области науки и техники, а далее мы перейдём к рассмотрению вопросов, которые связаны с фундаментальными аспектами научно-технической политики, и покажем, что именно макроскопические воздействия на регулирование процессов в научно-технической сфере и является главным инструментом информационной войны в данной области.

Конкретно, можно выделить следующие типы информационных воздействий, обеспечивающих, в конечном итоге, подрыв интеллектуального суверенитета РК (шире – государств ЕАЭС).

1. Стимулирование деструктивных трансформаций дискурса наиболее значимых научных направлений и направлений, обладающих политической поддержкой.

2. Меры по ограничению продвижения нетривиальных научных идей и концепций казахстанских ученых в международное информационное пространство.

3. Использование агентуры влияния, в том числе внедряемой из-за рубежа, эксплуатация фактора регионального соперничества

4. Стимулирование развития научных направлений, не представляющих практического интереса для РК или стимулирование затрат ресурсов на разработки, которые не могут быть внедрены в практику в РК по объективным причинам.

5. Меры по целенаправленному снижению коммуникационной связности научно-образовательного пространства РК.

Наиболее наглядным примером воздействий первого типа является поддержка исследований и публикаций, эксплуатирующих экологический дискурс в извращенных формах [148]. Информационные воздействия из-за рубежа в данном случае состоят в том, что максимальную поддержку при распространении в международном информационном пространстве получают работы алармистского характера, нацеленные на критику действий властных структур. Распространение воззрений подобного рода в студенческой среде обеспечивает не только ослабление интеллектуального потенциала, но и создание почвы для протестных настроений и т.д.

Примером воздействий второго типа является текущая редакционная политика наиболее значимых международных научных журналов, которые, при публикациях казахстанских авторов, отдают предпочтение тем работам, которые выполнены в чисто классическом духе и не содержат нетривиальных идей.

Характер воздействий третьего типа иллюстрирует Таблица 4.3.1 [25]. Подчеркиваем, что данные воздействия также могут быть отнесены к информационным, поскольку по большей части они связаны с распространением в казахстанской научно-педагогической среде соответствующих деструктивных воззрений, осуществляемых агентурой влияния.

Разумеется, термин «агентура влияния» в современных условиях воспринимается неоднозначно. Его применение сталкивается со вполне определенной критикой, построенной на воспоминаниях о сложных периодах советской истории. Попытки раскрыть механизм применения инструментов информационной войны к тому же часто сразу отмечаются на основании отнесения их к области пресловутой «конспирологии».

Таблица 4.3.1. Некоторые типовые приемы, используемые агентурой влияния спецслужб иностранных государств в целях сдерживания научно-технического и индустриально-инновационного развития РК в ключевых областях науки и техники.

Типовой прием	Разновидности
Саботаж	Переориентация научных исследований на направления, не представляющие интереса для РК, или на направления, практическое использование которых в условиях РК невозможно по объективным причинам
	Развитие и стимулирование псевдонаучных исследований, вовлечение казахстанской учащейся молодежи в псевдонаучную деятельность
	Мероприятия по направленному снижению качества высшего образования (в особенности докторантуры) в РК, например, через внедрение в учебный процесс «вирусных» лекционных курсов
Вредительство	Поощрение коррупционных проявлений, создание устойчивых коррупционных схем в казахстанских университетах
	Дискредитация действующих казахстанских ученых, а также дискредитация важных научных исследований междисциплинарного характера с использованием формальных процедур
	Идеологические диверсии в научной сфере: распространение среди казахстанской научной молодежи мнений, выражающих невозможность добиться значимых результатов в условиях РК
	Направленные деформации дискурса ключевых научных направлений в целях отвлечения научно-технического потенциала от решения действительно актуальных задач
Установление прямого или косвенного контроля	«Перехват управления» в казахстанских университетах в научной плоскости в целях поощрения работ в областях, не представляющих реального интереса для РК или в областях, заведомо носящих псевдонаучный характер

Блокировка развития актуальных научных направлений административными средствами через внедрение агентуры влияния в ученые советы, диссертационные советы и т.д.

Однако не следует забывать, что информационные воздействия являются одними из наиболее эффективных по соотношению результат/затраты. Было бы по меньшей мере наивно полагать, что конкурирующие политические круги откажутся от использования столь привлекательного инструмента, который к тому же носит скрытный характер.

Нужно также принимать во внимание, что в качестве агентов влияния далеко не обязательно должны выступать лица, непосредственно завербованные иностранными спецслужбами (или мигранты, внедренные в казахстанские университеты и научные организации). Лица, де-факто являющиеся агентами влияния, могут использоваться «в темную», т.е. за счет манипулирования их действиями через идеологическую обработку, через обеспечение финансовой поддержки и т.д.

Классической здесь является схема «полезного идиота», т.е. человека, наносящего вред из лучших побуждений. Для манипулирования его действиями часто достаточно только одобрения, высказанного авторитетными международными организациями. Именно эта схема наиболее успешно используется для извращения экологического дискурса в целях формирования на его основе протестных движений и дестабилизирующих общественных групп.

Региональная конкуренция создает почву для еще одной разновидности формирования агентуры влияния, используемой «в темную». А именно, как показывают, в том числе исследования, выполненные в ЕС в связи с миграционным кризисом 2016-2017 года, мигранты из стран с менее высоким уровнем жизни зачастую резко негативно (вплоть до ненависти) относятся к принявшей их стране [149].

Такого рода психологические факторы являются благоприятной почвой для различного рода манипуляций; так, достаточно оказать ту или иную поддержку (например, информационную) представителю этой категории мигрантов, внедряемых в исследовательские организации и университеты с тем, чтобы данное лицо наносило вред уже по собственной инициативе (в особенности эффективным такое манипулирование становится, когда оно сочетается с коррупционными факторами).

Типовой здесь является схема «полезный коррупционер». Для ее реализации достаточно выбрать человека из числа мигрантов, обладающего соответствующими склонностями (в том числе, склонностью к коррупционным правонарушениям). Далее достаточно оказывать ему информационную или иную поддержку из-за рубежа (в том числе, непосредственно с территории страны происхождения), так как действия, осуществляемые им из корыстных побуждений, будут отвечать интересам соответствующей стороны противоборства. Примеры разновидностей агентов влияния представлены в Таблице 4.3.2.

Таблица 4.3.2. Разновидности агентуры влияния иностранных спецслужб, задействованной в научно-технической сфере для сдерживания индустриально-инновационного развития РК

Категория/ сленговое наименование	Характер вербовочных мероприятий	Мотивация агента
Прямой агент влияния	Непосредственная вербовка, в том числе, с использованием компрометирующих материалов	Идейные соображения (например, фактор региональной конкуренции и ненависть к стране пребывания для мигрантов), боязнь разоблачения и т.д.
Легализованный агент влияния	Легализованная непрямая вербовка, использование легенды прикрытия для деструктивной деятельности (легализация через НКО, НПО и т.д.)	Получение грантов международных и/или иных зарубежных организаций, приобретение международного авторитета и т.д.
«Полезный идиот»	Дезинформация, агитация, привлечение к участию в деструктивных действиях через средства пропаганды	Самоутверждение, желание выделиться, отсутствие критического восприятия и/или соответствующего образования
«Полезный коррупционер»	Обеспечение информационной и/или иной поддержки для продвижения по служебной лестнице (главным образом, из-за рубежа), использование личных мотивов агента для деструктивной деятельности	Корыстные побуждения, криминальные наклонности, стремление завоевать авторитет любой ценой, (для мигрантов – стремление утвердиться в стране пребывания любыми средствами)

Риски, связанные с деятельностью агентуры влияния, существенно возрастают в последнее время в силу увеличения числа мигрантов из бывших советских республик, где уровень жизни остается намного более низким, чем в РК. Среди указанных мигрантов имеется значительное число лиц, устраивающихся на работу в казахстанские научные организации и университеты, причем на достаточно высокие позиции.

Подчеркиваем, что данное обстоятельство имеет как положительную, так и отрицательную грани. С одной стороны, РК нуждается в привлечении высококвалифицированной рабочей силы, с другой стороны массовая «научно-педагогическая» миграция действительно создает вполне определенные дополнительные риски для устойчивого перехода к индустриально-инновационному развитию.

Наилучшим выходом из положения является создание условий, препятствующих деятельности агентуры влияния, но не задевающих интересы и чувства добросовестных специалистов.

Воздействия третьего типа тесно примыкают к воздействиям четвертого типа, с тем отличием, что последние осуществляются извне за счет распространения в открытой печати различного рода сведений, заставляющих не критически мыслящих людей рассматривать информационные атаки как отражение т.н. «передовых трендов».

Так, стимулирование повышенного интереса мирового экспертного сообщества к научным направлениям, которые могут быть реализованы только в государствах, обладающих значительными финансовыми ресурсами, может рассматриваться, в том числе, как инструмент информационной войны в научно-технической сфере. Точнее таким инструментом становятся диспропорции в отражении достижений науки и техники в различных областях науки и техники. Повышенный интерес общества, создаваемый продуманными пиар-акциями, обеспечивает вполне зримое перераспределение интеллектуальных ресурсов в соответствующие области. В частности, именно под воздействием такого рода пиар-акций глобального масштаба многие казахстанские научные школы переориентировались на решение задач в области нанотехнологии, не имея для этого ни соответствующего материально-технического обеспечения, ни кадровой базы.

Очевидно, что такого рода диспропорции и необдуманная «гонка за лидером» приводят к напрасной трате финансовых и интеллектуальных ресурсов. В конечном счете это выливается в существенное замедление темпов индустриально-инновационного развития и позволяет решать главную задачу инициаторов соответствующих информационных воздействий – сохранение существующего порядка вещей, когда РК остается преимущественно экспортером природного сырья и, шире, объектом, а не субъектом геополитики.

Воздействий пятого типа также нацелены на снижение интеллектуального потенциала страны-мишени. Подчеркнем, что такой показатель как коммуникационная связность научно-образовательного пространства в современном науковедении является одним из основных [18]. Коммуникационная связность является показателем, характеризующим интенсивность информационного обмена внутри конкретного сообщества. Если этот показатель достаточно высок, то сообщество обладает способностью консолидировано реагировать на вызовы той или иной природы, в том числе внешние. Если же этот показатель низок, то научно-техническое сообщество де-факто является раздробленным и не способным выработать коллективное мнение по наиболее важным проблемам. Более того, низкая коммуникационная связность научно-образовательного пространства де-факто создает условия для процветания псевдонауки.

Это связано с тем, что разобщенность исследовательских групп приводит к тому, что исчезает конкурентная среда, что особенно наглядно проявляется в странах, обладающих сравнительно малочисленным корпусом научных работников. Внешние информационные воздействия в данном случае реализуются через информационную поддержку широкого спектра разрозненных научных направлений, что существенно затрудняет выявление среди них действительно наиболее перспективных [23-27] для данной конкретной страны.

Таким образом, методы информационной войны, используемые в научно-технической сфере, отличаются большим разнообразием. Более того, не следует полагать, что противодействие им должно осуществляться только силами

профильных организаций, это должно стать делом всего отечественного научно-педагогического сообщества.

Чтобы пояснить этот вывод, вернемся к примеру вредительской деятельности, которую осуществляет агентура влияния в научно-технической сфере. Лиц, де-факто являющихся такими агентами и задействованными по схеме «полезного идиота» крайне сложно выявить типовыми методами оперативно-розыскной деятельности. Ситуация осложняется тем, что вербовка такого рода агентуры осуществляется косвенными методами, например, через распространение соответствующей информации через СМИ, что позволяет говорить о существовании значительного числа такого рода агентов влияния в РК. Кроме того, в действиях «полезных идиотов» нет состава, а зачастую и признаков преступления, что еще более осложняет типовые мероприятия.

Аналогичный вывод можно сделать и по отношению к той агентуре влияния, которая задействована на основании идеологических или приближающихся к ним мотивов (например, из числа мигрантов, внедренных в казахстанские университеты). Такого рода агентура также действует в полностью автономном режиме, не вступая в выявляемый контакт с фактическими кураторами и не совершая деяний, в которых бы имелся состав преступления (исключение составляет только ситуация, когда агентура влияния обеспечивает укрепление коррупционных схем в казахстанских университетах).

Следовательно, наиболее эффективным инструментом противодействия современным формам информационной войны в научно-технической сфере является повышение эффективности функционирования научно-технического сообщества РК. Подчеркнем, что как показано в [148], в современных условиях эффективность научно-технической деятельности остается на достаточно низком уровне, что непосредственно подтверждают данные относительно производительности капитала, вкладываемого в научно-технические исследования и разработки.

Во многом это обусловлено историческими причинами [18]. Так, существующая дисциплинарная структура казахстанской науки де-факто мало отличается от российской, что можно увидеть непосредственно по официальным источникам информации (по данным сайта <http://edu.gov.kz/> число специальностей в РК, по которым составляет 175)

Соответственно, среднее число специалистов высшей квалификации (доктора и кандидаты наук, PhD), приходящихся на одну специальность, в РК остается весьма малым (порядка 10). Сказанное иллюстрирует рис. 4.3.1, на котором показаны зависимости средней численности специалистов высшей квалификации, приходящихся на одну специальность.

В действительности ситуация является еще более острой, так как данные, представленные на рис. 4.3.1, относятся к Казахстану в целом. Учитывая, что общее число университетов в РК составляет 124, легко представить себе ситуацию, когда работами в отдельном направлении в конкретном университете де-факто занимается только несколько специалистов.

Как следствие, казахстанское научно-педагогическое сообщество разобщено, его коммуникационная связность находится на недопустимо низком

уровне. Это, в том числе, приводит к отсутствию конкурентной среды, отсутствию эффективного обмена мнениями, отсутствию научных дискуссий и т.д. Такая ситуация существенно облегчает применение любых методов ведения информационной войны, в том числе, деятельность агентов влияния. Действительно, при низкой коммуникационной связности конкретное лицо (в том числе, являющееся агентом влияния) может де-факто перехватить управление в конкретном университете (по отношению к конкретной специальности), заслуженно или же незаслуженно приобретя соответствующий авторитет.

Следовательно, для казахстанского научно-педагогического сообщества жизненно важным является проведение комплекса мероприятий по повышению коммуникационной связности научно-образовательного пространства. Естественной платформой для этого являются междисциплинарные исследования, которые должны занять подобающее место в казахстанской науке.

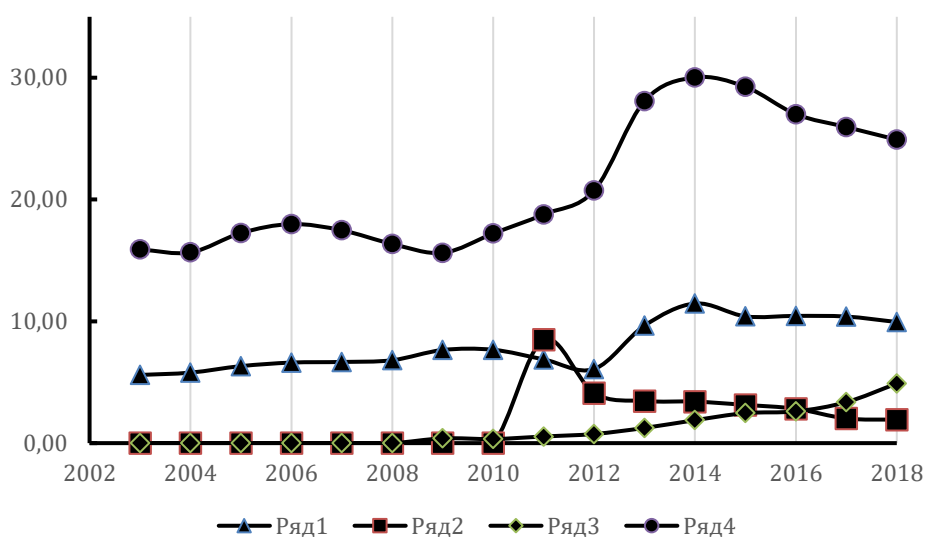


Рисунок 4.3.1 – Зависимости средней численности докторов наук (ряд 1), докторов по профилю (ряд 2), докторов PhD (ряд 3), кандидатов наук (ряд 4), приходящихся на одну специальность в РК, от времени.

На основании высказанных соображений далее можно перейти к вопросу о роли коммуникационных связей, реализующихся в научно-образовательном пространстве и влияние их структуры на его развитие. Как будет ясно из дальнейшего, данный вопрос неотделим от вопроса о том, какие именно инструменты ведения информационной войны против таких стран как Казахстан, могут быть использованы в обозримом будущем (и, возможно, уже используются в настоящее время).

Тот факт, что любой относительно самостоятельный фрагмент социума может рассматриваться на основании аналогии с нейронной сетью, говорит о том, что если система связи внутри данного фрагмента является достаточно разветвлённой, то тогда решение по тому или иному вопросу принимают не

отдельные люди, интегрированные в тот или иной социум, но образованная ими нейронная сеть. С точки зрения развиваемого подхода в этом нет ничего удивительного, поскольку, как было показано в предыдущих разделах, социум действительно является даже не аналогом нейронной сети как это утверждалось в [150], но непосредственно нейронной сетью. Более того, именно ее эволюция определяет эволюцию сознания и интеллекта индивидов [10].

Материал п.2.3 делает эти выводы более чем наглядными, эти результаты де-факто позволяют редуцировать достаточно сложное описание социума в целом к описанию поведения его отдельных составляющих. В частности, речь идет о научном или, выражаясь современным языком, экспертном сообществе.

Данное сообщество также подчиняется нейросетевым механизмам. Наглядно они проявляются в том, что решение по тому или иному вопросу очень часто принимается не на основании тех или иных логических аргументов, не на основании значимости той или иной теории, а исключительно через эффект, который с некоторой долей условности можно назвать диктатом среды.

Точно так же, как обыватель очень часто следует общепринятым мнениям, не задумываясь об их обоснованности, так и научная среда очень часто игнорирует здравые идеи только потому, что они ею *не ассимилируются*. Наоборот, точно так же как в социальных сетях сейчас расходятся совершенно вздорные слухи в том числе, связанные с пандемией covid-19, точно так же и научное сообщество может подхватить и ассимилировать решительно ни с чем не сообразные идеи и, более того, счесть экспертом (или выдающимся ученым) человека, который заведомо этому положению не соответствует.

Подчеркиваем ещё раз здесь дело далеко не обязательно связано с чьей-то злой волей, речь идёт о частном проявлении тех нейросетевых механизмов, о которых говорилось в предыдущих разделах. Важно подчеркнуть, что именно поведение научно-образовательного сообщества позволяет показать, как именно надличностные структуры ведут себя в конкретно-исторических условиях. Более того, нейросетевая модель позволяет понять почему очень часто здравые мысли и здравые идеи отторгаются экспертным сообществом, и наоборот оказывается, что оно ассимилирует нечто невообразимо нелепое. История науки знает сколько угодно такого рода примеров начиная от небезызвестного постановления французской Академии Наук «О небесных камнях», отрицавшее возможность существования метеоритов. В качестве еще одного примера, когда научное сообщество ассимилировало очевидный вздор, можно привести деятельность печальной памяти академика Академии наук Союза СССР Т.Д. Лысенко. Разумеется, данный пример может быть оспорен в виду того что Т.Д. Лысенко имел соответствующую политическую поддержку. Однако не следует забывать, что эта поддержка была обеспечена ему действиями самого научного сообщества, которое фактически проложила ему дорогу на вершину и заставило прислушиваться к мнению Т.Д. Лысенко членов политбюро ЦК КПСС.

Приведенные соображения показывают, что характер развития науки в конкретной стране определяется, прежде всего, её коммуникационной структурой. Подчеркиваем, что термин «коммуникационная структура научного сообщества» является достаточно новым; он отражает преимущественно те

междисциплинарные связи, которые реализуются в экспертном сообществе невзирая на существование междисциплинарных барьеров.

Их существование приводит к тому, что коммуникационная структура науки в значительной степени формируется стихийно. Однако на неё оказывают макроскопическое или регулирующее воздействие в том числе и внешний фактор. Подчеркиваем, что для такой страны как Казахстан регулирующие факторы действительно являются преимущественно внешними.

Рассмотрим предельно прозрачный пример. В 1930-е годы сформировалось то, что сейчас именуется дисциплинарной структурой науки. Эта структура нашла своё отражение в официальных и нормативных документах различного рода. Так, в настоящее время принято считать, что конкретная диссертационная работа должна защищаться в рамках вполне определенной специальности, у которой есть соответствующий паспорт.

Иначе говоря, данные документы, принятые на территории вполне определённой страны, оказывают непосредственное влияние на характер коммуникационной структуры научно-образовательного пространства. Наиболее интересным в данном отношении является вопрос о том, *кто именно* задаёт и формирует идейную основу данных документов, на основании чего выбирается их содержание.

Уместно подчеркнуть, что окончательно дисциплинарная структура науки в том виде, в котором она существует сегодня сформировалась в 1960-е годы. В соответствии с аргументами, которые изложены в [9] этот период следует рассматривать как период научной контрреволюции. Именно тогда политические элиты Союза ССР и США осознали, что научно-техническое общество может оформиться во вполне определенную социальную группу, способную выдвинуть политические требования. (В истории Советского Союза период, когда проявились такие тенденции известен как «хрущёвская оттепель»).

Партийная бюрократия в Советском Союзе сделала все для того, чтобы блокировать такого рода процессы, и главным инструментом здесь было то, что развитие науки было поставлено под жесткий административный контроль [9]. Данный административный контроль, в том числе, выражался в том, что были созданы вполне определенные искусственные междисциплинарные барьеры. Партийная бюрократия была более чем заинтересована в том, чтобы снизить любое взаимодействие между учеными, превратив их в ремесленников, и сделав так, чтобы их контакты были минимальны и ограничивались только узкопрофессиональными интересами.

Зеркальные процессы шли и по другую сторону Атлантического океана [9]. Здесь, хотя и по другим, причинам ученых (за исключением узкой части элиты экспертного сообщества) также низвели до положения ремесленников, вплоть до того, что именно в этот исторический период сформировался такой термин как когнитариат [151] (люди, занятые умственным трудом, но не отличающиеся от пролетариата по своему общественному статусу).

Эти исторические факты доказывают, что структура науки в действительности является достаточно управляемой, и это управление было реализовано со стороны политических элит в 1960-е годы прошлого века.

Сегодня такое положение, как подчеркивалось в работах [22-27], уже перестало удовлетворять не только запросам развития цивилизации, но и интересам политических элит, и далеко не случайно развитие искусственного интеллекта получает с их стороны всестороннюю поддержку [14]. Стало ясно, что в условиях, когда цивилизация неизбежно столкнется с различного рода кризисами (пример одного из них реализовался весной 2020 г.) необходимо вернуть науке то положение, которое она занимала в период Второй Промышленной революции, то есть на рубеже XIX и XX веков.

Вопрос об этом звучит всё более и более остро. Однако для того, чтобы вернуть это положение, во-первых, необходимо разобраться в причинах, которые привели к упадку науки как социальной институции во всём мире, а во-вторых, выяснить какой именно вектор развития событий будет в наибольшей степени отвечать интересам Республики Казахстана [14].

Это возвращает к тезису об информационной войне в научно-технической сфере. Как подчёркивалось в [14], в современных условиях геополитическое противостояние в значительной степени смещается в научно-техническую плоскость. Иначе говоря, страны, являющиеся конкурентами на геополитической арене, будут заинтересованы в том, чтобы максимально развить научные исследования у себя и подавить их у своих конкурентов. И инструментом здесь является именно воздействие на коммуникационную структуру научно-образовательного пространства.

Это воздействие может иметь самые различные формы, некоторые из них были рассмотрены выше, но уже можно сделать вывод о том, что наиболее эффективные инструменты информационной войны в научно-технической сфере носят куда более масштабный характер.

А именно, существует и давно обсуждается в социально-политической литературе такой прием как «навязывание заимствований». Применительно к рассматриваемому вопросу это означает следующее. Дисциплинарная структура науки, которая реализуется, скажем, в США, полностью отвечает интересам конкретно этой страны. Если в рамках тех или иных международных мероприятий именно эта структура будет навязана всем остальным как наиболее передовая, то это уже будет значимым инструментом ведения информационной войны в научно-технической сфере.

Данный вывод не требует развернутых доказательств, поскольку очевидно, что для такой страны как Республика Казахстан, повтор, точнее дублирование дисциплинарной структуры науки, которая реализуется в Соединённых Штатах Америки, не является, мягко говоря, оптимальным.

Весьма показательным в данном отношении является отклик Казахстанского научного сообщества на эпидемиологический кризис весны 2020 года. Этот отклик допускает количественный анализ поскольку был объявлен конкурс «Стоп-коронавирус», результаты которого, а также материалы по поданным заявкам были в открытом доступе и распространялись среди всех участников конкурса. Классификация поданных заявок представлена в таблице 4.3.3.

Уместно подчеркнуть, что организаторы конкурса с самого начала ставили вопрос не только о необходимости реализовать те или иные средства непосредственного биологического противодействия текущему кризису, но также акцентировали внимание на необходимости демпфирования его последствия для экономики.

Таблица 4.3.3. Классификация тематики заявок, поданных на конкурс «Стоп-коронавирус».

	Направление работ	Кол-во	%
1	Медицинские препараты, диагностирующие системы, биологические активные компоненты	43	33
2	Системы небιологической защиты	19	15
3	Мобильные приложения, информационные технологии	14	11
4	Производство и совершенствование масок	9	7
5	Дезинфицирующие средства, антисептики	16	12
6	Законодательные акты, психологическая помощь, организационные мероприятия, управление в сфере здравоохранения	18	14
7	Аналитика	6	5
8	Разработка мер по поддержке экономики	2	2
9	Цифровая экономика	1	1
10	Иное	3	2
11	Не определяется из названия	10	-
	Итого	141	

Однако, как показывает представленная таблица, в конкурсе фактически принимал участие только более чем ограниченный сегмент казахстанского научного сообщества. По существу, все поданные заявки так или иначе касались очевидных мер, направленных на снижение риска заболеваемости.

Данная таблица отчетливо показывает, что в ней фигурируют главным образом средства индивидуальной защиты, а также классические для медицины и вирусологии подходы, она наглядно показывает, насколько низкой является коммуникационная связанность научно-образовательного пространства в Республике Казахстан, и насколько в нашей стране сильны междисциплинарные барьеры.

Вместе с тем представляется очевидным что реакция на текущий кризис должна носить сугубо междисциплинарный характер. Это вытекает из самых общих и очевидных соображений. Действительно, карантинные меры, которые вынуждено внедрило Правительство Республики Казахстан, наносят существенный ущерб отечественной экономике.

Представители малого и среднего бизнеса неоднократно выступали с просьбами оказать им поддержку. Уместно подчеркнуть, что один только ресторанный бизнес составляет значительный сегмент экономики таких городов как Нур-Султан и Алматы, и тот факт, что он терпит значительные убытки, наносит вполне ощутимый удар по многим семьям и многим гражданам нашей страны.

Из этого вытекает, что реакция научного сообщества, строго говоря, должна была бы быть совершенно иной. Речь не могла идти только о непосредственных мерах направленных против распространения вирусных заболеваний. С точки зрения сбалансированных представлений о развитии науки, она, в первую очередь, должна была бы среагировать на экономический фактор. Однако, как показывает представленная таблица, сделано этого не было. Без особого преувеличения можно сказать, что отечественное научно-образовательное сообщество среагировало на данный вызов на уровне очевидного.

Было достаточно легко предвидеть, что в адрес конкурса поступят предложения, нацеленные на создание новых дезинфицирующих средств, на создание средств индивидуальной защиты на разработку тест-систем и других мероприятий традиционных для вирусологии. Все эти действия, безусловно, важны. Однако, если мы рассматриваем научно-образовательное пространство в целом, то его реакция по идее должна была бы быть иной. Представители науки как люди, теоретически владеющие аналитическим мышлением, должны были бы понимать, что первичным здесь является разработка таких инноваций, которые бы позволили казахстанскому бизнесу и дальше устойчиво функционировать, невзирая на крайне сложную международную обстановку, которая в том числе связана с высокими рисками, обусловленными волатильностью рынка углеводородного сырья.

В апреле 2020 г. в открытой печати появились сведения о том, что фьючерсы на нефть марки WTI торгуются в отрицательной области. Для экономики Казахстана это является более чем серьезным ударом. Соответственно, демпфировать эти последствия теоретически должно было бы научно-техническое сообщество, во всяком случае, этот тезис полностью коррелирует с точкой зрения отца-основателя теории инноваций Йозефа Шумпетера, который утверждал, что любой экономический кризис купируется инновациями.

Иначе говоря, текущий эпидемиологический кризис уже де-факто является экономическим. Следовательно, откликом научного сообщества должна стать ускоренная генерация инноваций, которые бы позволили Казахстану перейти в более независимый от внешних факторов режим. Как справедливо отмечалось во многих выступлениях лидеров казахстанской науки, в частности, в [152], необходимо сделать всё для того, чтобы экономика Казахстана по-прежнему сохраняла устойчивость. Фактически речь идет о том, что она должна стать устойчивой к стрессам.

И именно в этом отношении важнейшей задачей становится обеспечение повышенной междисциплинарной связанности, что возвращает к тезисам относительно характера информационной войны, которые были рассмотрены выше.

Общество является управляемым через воздействие на характер тех связей, которые реализуются между его членами. Научное сообщество здесь является управляемым в еще большей степени. Фактически, материалы данной работы показывают, что каждый отдельно взятый относительно самостоятельный фрагмент глобальной коммуникационной среды живёт и развивается по своим собственным законам. Наиболее наглядно это показывает пример научно-

образовательного пространства, что полностью коррелирует с выводами, сделанными в [22-27].

Управление характером коммуникации в научно-техническом и научно-образовательном пространстве является косвенным, оно является информационным, что возвращает к тезисам, высказанным в Главе 1.

Существует вполне определенная классификация различных информационных уровней, и на одном из них находится то, что можно назвать управляющей информацией. Управляющая информация в настоящее время для казахстанского научно-образовательного сообщества, по существу, генерируется извне. Именно в этом смысле мы выше и говорили о диктате заимствований. Следовательно, для того чтобы обеспечить эффективное отражение любых информационных атак, для того чтобы обеспечить сохранение интеллектуального суверенитета прежде всего нужно осознать тот факт, что *управляющая информация существует*. Этот канал управления можно и нужно замкнуть самого на себя. Иными словами, необходимо сделать так, чтобы бы управление не было перехвачено, а для этого опять же необходима максимальная консолидация казахстанского научно-технического сообщества и дальнейшее развитие работ в области прикладного науковедения. Именно здесь и лежат ключи от средств, отражающих любые информационные атаки.

4.4 Выводы по главе

В данной главе даются экспериментальные доказательства правомочности развиваемого подхода. Данные экспериментальные доказательства даны на основе анализа статистических закономерностей, описывающих поведение пользователей социальных онлайн сетей, а также на основании статистических закономерностей, описывающих распределение телефонных разговоров по продолжительности. Проведен анализ факторов риска подверженности научно-технической сферы Республики Казахстан современным информационным воздействиям и обоснование необходимости разработки методов противодействия им.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Таким образом в данной в работе впервые осуществлена комплексная проработка вопроса о глобальной коммуникационной среде, которая возникает вследствие интеграции телекоммуникационных систем с социумом. Показано, что данная коммуникационная среда обладает собственным более чем нетривиальным поведением. И это поведение последовательно может быть изучено на основании данных, которые находятся в распоряжении операторов сетей мобильной связи и в распоряжении компаний, владеющих социальными онлайн-сетями. Тем самым доказано, что этот объект не только существует, но и может быть всесторонне изучен. Конкретно в работе получены следующие результаты.

1. Доказана возможность описания человеко-машинной системы, образующейся в результате взаимодействия социума с современными телекоммуникационными системами на основе аналогии с нейронными сетями.

2. Установлена связь между методами помехоустойчивого кодирования и теорией нейронных сетей, доказана методологическая эквивалентность решаемых ими задач.

3. Сформулированы и доказаны теоремы, описывающие поведение нейронных сетей с пороговой функцией активации на основе идей проективной геометрии в целях преодоления логической непрозрачности нейронных сетей.

4. Установлена возможность сведения произвольных нейронных сетей с пороговой функцией активации к логическим элементам

5. Экспериментально установлены закономерности, отражающие поведение глобальной коммуникационной сети на основе анализа данных о статистике телефонных разговоров абонентов сетей мобильной связи и статистике, отражающих поведение пользователей социальных онлайн сетей.

6. Произведен анализ факторов риска подверженности научно-технической сферы Республики Казахстан современным информационным воздействиям и обоснована необходимость разработки методов противодействия им.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Voribiyenko P., Nikityuk L. Terms and Definitions in the Area of Infocommunication. – 2012.
2. Sallai G. Defining infocommunications and related terms //Acta Polytechnica Hungarica. – 2012. – Т. 9. – №. 6. – С. 5-15.
3. Baranyi P., Csapo A., Sallai G. Cognitive Infocommunications (CogInfoCom). – Springer, 2015.
4. Kim S. S. Y., Dohler M., Dasgupta P. The Internet of Skills: use of fifth-generation telecommunications, haptics and artificial intelligence in robotic surgery //BJU international. – 2018. – Т. 122. – №. 3. – С. 356-358.
5. Nguyen Q. N., Sidorova A. AI capabilities and user experiences: a comparative study of user reviews for assistant and non-assistant mobile apps. – 2017.
6. Tang J. Intelligent Mobile Projects with TensorFlow: Build 10+ Artificial Intelligence Apps Using TensorFlow Mobile and Lite for IOS, Android, and Raspberry Pi. – Packt Publishing Ltd, 2018.
7. Liang W. et al. New technology brings new opportunity for telecommunication carriers: Artificial intelligent applications and practices in telecom operators //ITU Journal: ICTDiscoveries. – 2018. – Т. 1. – №. 1. – С. 1-7.
8. Cayamcela M. E. M., Lim W. Artificial intelligence in 5G technology: A survey //2018 International Conference on Information and Communication Technology Convergence (ICTC). – IEEE, 2018. – С. 860-865.
9. Калимолдаев М.Н., Мун Г.А., Пак И.Т., Бакиров А.С., Байпакбаева С.Т., Сулейменов И.Э. Искусственный интеллект как драйвер четвертой технологической революции // Алматы: Изд-во ТОО «Полиграфкомбинат», 2018г. – 313 с.
10. Калимолдаев М.Н., Пак И.Т., Мун Г.А., Витулёва Е.С., Матрасулова Д.К., Сулейменов И.Э. Искусственный интеллект, учение о ноосфере и ... путь к бессмертию - Алматы: ТОО «Полиграфкомбинат», 272 с.
11. Коньшин С.В., Витулёва Е.С., Сулейменов И.Э. Коммуникации в обществе: взгляд с позиций теории нейронных сетей // Вестник гуманитарного факультета Санкт-Петербургского государственного университета телекоммуникаций им. проф. М.А. Бонч-Бруевича Специальный выпуск, посвященный XXI международному балтийскому коммуникационному форуму 5–7 декабря 2019 года. - 2019. - №11. - С. 38-44, ISSN 1812 -9331.
12. Сулейменов И.Э., Витулёва Е.С., Коньшин С.В. Код и знаковые системы с точки зрения диалектики информации // Вестник гуманитарного факультета Санкт-Петербургского государственного университета телекоммуникаций им. проф. М.А. Бонч-Бруевича Специальный выпуск, посвященный XXI международному балтийскому коммуникационному форуму 5–7 декабря 2019 года. - 2019. - №11. - С. 99-104, ISSN 1812 -9331.
13. Сулейменов И.Э., Пак И.Т., Бакиров А.С. К вопросу об операциональной основе искусственного интеллекта. Материалы XIV Международной Азиатской школы-семинара «Проблемы оптимизации сложных систем», Кыргызская Республика, оз. Иссык-Куль, 20-31 июля 2018 г, с 232-238

14. M. N. Kalimoldayev, I. T. Pak, S. T. Baipakbayeva, G. A. Mun, D. B. Shaltykova, I. E. Suleimenov (2018) Methodological basis for the development strategy of artificial intelligence systems in the republic of Kazakhstan in the message of the president of the republic of Kazakhstan dated October 5, 2018 News of NAS RK. Series of geology and technical sciences Volume 5, Number 431 (2018), <https://doi.org/10.32014/2018.2518-170X.34> 47 – 54 ISSN 2518-170X (Online), ISSN 2224-5278 (Print)
15. Suleimenov, I. E., Gabrielyan, O. A., Bakirov, A. S., & Vitulyova, Y. S. (2019, October). Dialectical Understanding of Information in the Context of the Artificial Intelligence Problems. In IOP Conference Series: Materials Science and Engineering (Vol. 630, No. 1, p. 012007). IOP Publishing.
16. Ibragim Suleimenov, Aliya Massalimova, Akhat Bakirov, Oleg Gabrielyan. Neural Networks and the Philosophy of Dialectical Positivism. MATEC Web Conf. 214 02002 (2018) DOI: 10.1051/mateconf/201821402002
17. Сулейменов И.Э., Пак И.Т., Бакиров А.С. Прологомены к четвертому закону диалектики // Современные проблемы информатики и вычислительных технологий: Мат. науч. конф. (2 - 5 июля 2018 г). – Алматы: ИИВТ МОН РК, 2018. - с.266-276
18. Сулейменов И.Э. История и философия науки / Сулейменов И.Э., Габриелян О.А., Седлакова З.З., Мун Г. А.; А: Изд-во КазНУ, 2018: С. 336, – 500 экз. – ISBN 978-601-04-3614-5.
19. Габриелян О. А., Мун, Г. А., Панченко, С. В., Сулейменов, И. Э. Диалектика информации //Ученые записки Крымского федерального университета имени В.И. Вернадского. Философия. Политология. Культурология. – 2015. – Т. 1. – №. 2. – С. 137-148.
20. Сулейменов И. Э., Габриелян О. А., Сулейменова К. И. Информационные аспекты эволюции сложных систем //Ученые записки Крымского федерального университета имени В.И. Вернадского. Философия. Политология. Культурология. – 2015. – Т. 1. – №. 1.
21. Сулейменов И.Э., Габриелян О.А., Пак И.Т., Бакиров А.С., Ирмухаметова Г.С., Мун Г.А. Информационные войны 21-го века: стремительная трансформация // Алматы-Симферополь: Изд-во «ТОО PrintExpress», 2017 г. - 234с.
22. Сулейменов И.Э., Пак И.Т., Бакиров А.С. К теории информационной войны // Известия научно-технического общества «КАХАК». – №3(58) Алматы, 2017 г.
23. Бакиров А.С., Витулёва Е.С., Сулейменов И.Э. Трансформации характера информационной войны на современном этапе // Национальный университет обороны имени Первого Президента Республики Казахстан – Елбасы Сборник научно-практической конференции «Научные исследования в области вооружения и военной техники: опыт прошлого и взгляд в будущее» Нур-Султан – 2019, с 97-101 ISBN 978-9965-761-88-1
24. Егембердиева З., Шалтыкова Д.Б., Сулейменов И.Э., Бакиров А.С. Концепция исламского возрождения в контексте проблематики информационной войны и развития мировой науки // Национальный

университет обороны имени Первого Президента Республики Казахстан – Елбасы Сборник научно-практической конференции «Научные исследования в области вооружения и военной техники: опыт прошлого и взгляд в будущее» Нур-Султан – 2019, с 42-46 ISBN 978-9965-761-88-1

25. Мун Г.А., Пак И.Т., Тасбулатова З.С., Бакиров А.С., Байпакбаева С.Т., Сулейменов И.Э. Инструменты противодействия современным формам ведения информационной войны в научно-технической сфере // Известия научно-технического общества «КАХАК». - 2019. - № 2 (65). - С. 38-50. ISSN-1682-0533.

26. Сулейменов И.Э., Бакиров А.С. К ОБОСНОВАНИЮ ПОНЯТИЯ ИНФОСОЦИАЛЬНОЙ БЕЗОПАСНОСТИ // Безопасность: Информация, Техника, Управление: сборник избранных статей по материалам Международной научной конференции (Санкт-Петербург, Декабрь 2019) – СПб.: ГНИИ «Нацразвитие», 2020. – С. 88-91. ISBN 978-5-6044175-0-8

27. Бакиров А.С., Пак И.Т. ОСОБЕННОСТИ ПРИМЕНЕНИЯ СОВРЕМЕННЫХ МЕТОДОВ ИНФОРМАЦИОННОЙ ВОЙНЫ В НАУЧНО-ТЕХНИЧЕСКОЙ СФЕРЕ // Тезисы докладов Международного целевого симпозиума «Проблемы самореализации талантливой молодежи в системе массового высшего образования». – НИА РК, 2019. – С. 37-39 ISBN 978-601-7946-33-3

28. Мун Г.А., Масалимова А.Р., Бакиров А.С. СОХРАНЕНИЕ СОЦИАЛЬНО-ПОЛИТИЧЕСКОЙ СТАБИЛЬНОСТИ В РК: ОТВЕТСТВЕННОСТЬ ВЫСШЕЙ ШКОЛЫ // Тезисы докладов Международного целевого симпозиума «Проблемы самореализации талантливой молодежи в системе массового высшего образования». – НИА РК, 2019. – С. 4-6 ISBN 978-601-7946-33-3

29. Мун Г.А., Габриелян О.А., Бакиров А.С., Копишев Э.Е. Взаимосвязь науки с другими формами общественного сознания: взгляд с позиции теории коммуникаций // Известия научно-технического общества «КАХАК». - 2019. - № 4 (67). - С. 9-15. ISSN-1682-0533.

30. Официальный сайт Президента Республики Казахстан <https://www.akorda.kz/ru/glava-gosudarstva-provel-zasedanie-nacionalnogo-soveta-po-nauke-i-tehnologiyam-pri-prezidente-123834>

31. Perez C. –Digitalisation and Artificial Intelligence: the New Face of the Retail Banking Sector. Evidence from France and Spain //Virtuous circles between innovations, job quality and employment in Europe? Case study evidence from the manufacturing sector, private and public service sector. – 2018. – С. 178.

32. Martin V. et al. Reshaping Banking Industry Through Digital Transformation //FINIZ 2019-Digitization and Smart Financial Reporting. – 2019. – С. 31-36.

33. Roll I., Wylie R. Evolution and revolution in artificial intelligence in education //International Journal of Artificial Intelligence in Education. – 2016. – Т. 26. – №. 2. – С. 582-599.

34. Wang B. et al. Artificial Intelligence and Education //Reconstructing Our Orders. – Springer, Singapore, 2018. – С. 129-161.

35. Сулейменов И.Э., Пак И.Т., Габриелян О.А., Колдаева С.Н., Бакиров А.С. Принципы разработки комбинированных средств обучение-тестирование // Известия научно-технического общества «КАХАК». – №3(58) Алматы, 2017 г.

36. Сулейменов И.Э., Витулёва Е.С., Бакиров А.С., Кабдушев Ш.Б., Егембердиева З., Мун Г.А. Использование систем искусственного интеллекта в высшей школе: в поисках ответа на «вызов массовости»// Известия научно-технического общества «КАХАК». - 2019. - № 4 (67). - С. 39-64. ISSN-1682-0533.
37. Витулева Е.С., Шалтыкова Д.Б., Егембердиева З., Байпакбаева С.Т., Бакиров А.С. НОВЫЕ ПОДХОДЫ К РАЗРАБОТКЕ ЦИФРОВЫХ ОБРАЗОВАТЕЛЬНЫХ РЕСУРСОВ ДЛЯ ПРАКТИЧЕСКИХ ЗАНЯТИЙ В МАГИСТРАТУРЕ // Тезисы докладов Международного целевого симпозиума «Проблемы самореализации талантливой молодежи в системе массового высшего образования». – НИА РК, 2019. – С. 34-36 ISBN 978-601-7946-33-3
38. Suleymenova K., Ri A., Syssoyeva-Masson I., Bakirov A. TECHNOLEARN: ALL NEW OR MORE OF THE SAME? MODERN IT AND GLOBALISATION TRENDS: IMPACT ON HIGHER EDUCATION SECTOR // Известия научно-технического общества «КАХАК». - 2019. - № 3 (66). - С. 34-40. ISSN-1682-0533.
39. Сулейменов И.Э., Бакиров А.С., Матрасулова Д.К., Тасбулатова З.С., Гришина А.В., Косцова М.В., Мун Г.А. Новые подходы к использованию систем искусственного интеллекта в учебном процессе // Современные проблемы информатики и вычислительных технологий: Мат. Науч. Конф. (1 – 4 июля 2019 г). – Алматы: ИИВТ МОН РК, 2019. – с. 306-314
40. Ibragim S. et al. Example of the Use of Artificial Neural Network in the Educational Process //Future of Information and Communication Conference. – Springer, Cham, 2020. – С. 420-430.
41. Калимолдаев М.Н., Шалтыкова Д.Б., Пак И.Т., Жанбаев Р.А., Бакиров А.С. Роль личности в истории с точки зрения теории нейронных сетей: стремление к индивидуальному бессмертию как механизм обеспечения устойчивого развития // Вестник Алматинского университета энергетики и связи. Специальный выпуск. Материалы международной научно-практической конференции «Роль молодежи в становлении экономики знаний» РМСЭЗ-2018, 23-24 апреля 2018г., Алматы, с. 35-47
42. Chen, J., & Burgess, P. (2018). The boundaries of legal personhood: how spontaneous intelligence can problematise differences between humans, artificial intelligence, companies and animals. *Artificial Intelligence and Law*, 1-20.
43. Чеклецов В.В. Философские и социо-антропологические проблемы конвергентного развития киберфизических систем (блокчейн, Интернет вещей, искусственный интеллект) //Философские проблемы информационных технологий и киберпространства. – 2016. – №. 1 (11).
44. Сулейменов И. Э., Витулёва Е. С. ПРОЛЕГОМЕНЫ К ОБЩЕЙ ТЕОРИИ РАЗВИТИЯ ТЕЛЕКОММУНИКАЦИОННОЙ ИНДУСТРИИ // Вестник АУЭС – 2018. – Т. 4. – №. 3. – С. 24.
45. Меркулова Т. В. Экспериментальный и социологический методы измерения доверия //Наукові праці Донецького національного технічного університету. Сер.: Економічна. – 2014. – №. 1. – С. 139-148.
46. Buettner R. Predicting user behavior in electronic markets based on personality-mining in large online social networks //Electronic Markets. – 2017. – Т. 27. – №. 3. – С. 247-265.

47. Kaya T., Bicen H. The effects of social media on students' behaviors; Facebook as a case study //Computers in Human Behavior. – 2016. – Т. 59. – С. 374-379.
48. Tadesse M. M. et al. Personality predictions based on user behavior on the facebook social media platform //IEEE Access. – 2018. – Т. 6. – С. 61959-61969.
49. Nandy A., Biswas M. Neural Network Basics //Neural Networks in Unity. – Apress, Berkeley, CA, 2018. – С. 1-26.
50. Хаусхофер К. Панидеи в геополитике //Регион и мир. – 2017. – Т. 8. – №. 2. – С. 101-109.
51. Flint C. Introduction to geopolitics. – Taylor & Francis, 2016.
52. Cowan N. Working memory capacity: Classic edition. – Psychology press, 2016.
53. Hinton G. E. How neural networks learn from experience //Scientific American. – 1992. – Т. 267. – №. 3. – С. 144-151.
54. Anthes G. Lifelong learning in artificial neural networks. – 2019.
55. Efe M. O., Kaynak O. Stabilizing and robustifying the learning mechanisms of artificial neural networks in control engineering applications //International Journal of Intelligent Systems. – 2000. – Т. 15. – №. 5. – С. 365-388.
56. Zhang Z. Artificial neural network //Multivariate time series analysis in climate and environmental research. – Springer, Cham, 2018. – С. 1-35.
57. Сулейменов И.Э., Копишев Э.Е., Пак И.Т., Бакиров А.С., Молдахан И., Сапанова Э., Копишев И.Е. Дискретизация весовых коэффициентов нейронных сетей // Вестник ПГУ, Серия энергетическая 2019, №2. – с. 231-346 ISSN 1811-1858
58. Ibragim Suleimenov, Akhat Bakirov. Semi-empirical Theory of Distributions of Users of Social Online Networks by the Number of Contacts. MATEC Web Conf. 214 02001 (2018) DOI: 10.1051/mateconf/201821402001
59. Копишев Э.Е., Сулейменов И.Э., Пак И.Т., Шалтыкова Д.Б., Матрасулова Д.К., Бакиров А.С., Молдахан И., Копишев И.Е. Функционирование нейронных сетей с точки зрения теории помехоустойчивых кодов // Вестник ПГУ, Серия энергетическая 2019, №2. – с. 241-256 ISSN 1811-1858
60. Bakirov A., Suleimenov I. Regularities in the social network's user distribution by the number of mutual contacts //Transactions on Networks and Communications. – 2019. – Т. 7. – №. 5. – p. 18-23
61. Бакиров А.С. Полуэмпирическая теория распределений пользователей социальных онлайн сетей по числу контактов // Материалы Международной научной конференции студентов и молодых ученых «Фараби элемі», Казахстан, Алматы, 10-12 апреля 2018 г., с.26
62. Woodhead L. How the Beatles Rocked the Kremlin: The Untold Story of a Noisy Revolution. – Bloomsbury Publishing USA, 2013.
63. Lindstrom L. Cargo cult: strange stories of desire from Melanesia and beyond. – University of Hawaii Press, 2019.
64. Bass F. M. A new product growth for model consumer durables // Management Science. – 1969. - Vol. 15. - pp. 215–227.
65. Guille, A., Hacid, H., Favre, C., & Zighed, D. A. (2013). Information diffusion in online social networks: A survey. ACM SIGMOD Record, 42(2), 17–28.

66. Сулейменов И.Э., Масалимова А.Р., Тасбулатова З.С., Мун Г.А. Неудовлетворенность образованием и рост протестных настроений молодежи в эпоху информационного общества: степень ответственности университета // Коммуникативные стратегии информационного общества: труды XI Междунар. науч.-теор. конф., 25–26 октября 2019 г. – СПб.: ПОЛИТЕХ- ПРЕСС, 2019. – С. 37- 42.
67. Мун Г.А., Масалимова А.Р., Сулейменова К.И., Тасбулатова З.С., Витулёва Е.С., Сулейменов И.Э. Принципы фон Гумбольдта и реалии постсоветских университетов // *Journal of Philosophy, Culture and Political Science*. – 2019. – Т. 69. – №. 3. – С. 21-30.
68. Шалтыкова Д.Б., Габриелян О.А., Байпакбаева С.Т., Тасбулатова З.С., Копишев Э. Е., Ермухамбетова Б.Б. Проблема преодоления низкой экономической эффективности инновационной деятельности казахстанских университетов в области инфокоммуникационных технологий // *Известия научно-технического общества «КАХАК»*, 2019, № 2 (65). – С. 80 – 92.
69. Мун Г. А., Жанбаев Р. А. Фантомные боли мировой науки // *Вестник АУЭС*, 2018, спец. выпуск (мат. конф. «Роль молодежи в становлении экономики знаний»), С. 24
70. Сова Л. З. *Фундаментальные законы языкознания и искусственный интеллект*. – М. – Берлин, Directmedia, 2014. 105 с.
71. Эко У. *Отсутствующая структура. Введение в семиологию*. – М. Изд-во АСТ, 2019, 704 с.
72. Сулейменов И.Э., Пак И.Т., Бакиров А.С., Кабдушев Ш.Б., Мун Г.А. *Проблемы эволюции сложных систем* / Алматы, 2018, 258 с.
73. Горбачева А.Г. ТЕСТ ТЬЮРИНГА: ВЗГЛЯД ЧЕРЕЗ ПРИЗМУ СОВРЕМЕННЫХ КОМПЬЮТЕРНЫХ И СЕТЕВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ. *Вестник НГУЭУ*. 2014;(4):322-330.
74. Nagel T. What is it like to be a bat? // *The Philosophical Review*. 1974. Vol. 83, No 4. P. 435–450.
75. Rand A. *The Return of the Primitive: The Anti-Industrial Revolution*. – Penguin, 1999.
76. Сулейменов И. Э., Панченко С. В., Габриелян О. А. Процедура голосования с точки зрения теории нейронных сетей // *Ученые записки Крымского федерального университета имени В.И. Вернадского. Философия. Политология. Культурология*. – 2017. – Т. 3. – №. 1. – С. 91-99.
77. Suleimenov, I., Gabrielyan, O., Mun, G., Panchenko, S., Amirzhan, T., & Suleimenov, K. (2014). Voting Procedure and Neural Networks. *Int. J. on Communications*, 3, 16-20.
78. Whittaker M. et al. *AI now report 2018*. – AI Now Institute at New York University, 2018.
79. Andresen M., Bergdolt F. A systematic literature review on the definitions of global mindset and cultural intelligence—merging two different research streams // *The International Journal of Human Resource Management*. – 2017. – Т. 28. – №. 1. – С. 170-195.

80. von Weizsäcker E. U., Wijkman A. Come On! Capitalism, Short-termism, Population and the Destruction of the Planet – A Report to the Club of Rome – Springer, 2018.
81. Вернадский В.И. Биосфера и ноосфера. – М: Айрис-Пресс, 2013 г. – 576 с.
82. James R. Understanding Strong vs. Weak AI in a New Light //Retrieved January. – 2019. – Т. 4. – С. 2020.
83. Lexcellent C. Artificial Intelligence According to Laurent Alexandre //Artificial Intelligence versus Human Intelligence. – Springer, Cham, 2019. – С. 23-27.
84. Johannet A., Vayssade B., Bertin D. Neural networks: from black box towards transparent box. Application to evapotranspiration modeling //International Journal of Computational Intelligence. – 2008. – Т. 4. – №. 3. – С. 163-170.
85. Generative Models <https://openai.com/blog/generative-models/>
86. 100 Best GitHub: Deep Learning <https://meta-guide.com/software-meta-guide/100-best-github-deep-learning>
87. Энгельс Ф. Диалектика природы. – Рипол Классик, 2013.
88. Boiko J., Kovtun I., Petrashchuk S. Productivity of telecommunication systems with modified signal-code constructions //2017 4th International Scientific-Practical Conference Problems of Infocommunications. Science and Technology (PIC S&T). – IEEE, 2017. – С. 173-178.
89. Pillai B. S. G. et al. Multi-user encoding for forward error correction in passive optical networks //2016 IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS). – IEEE, 2016. – С. 2467-2470.
90. Koziarski M., Cyganek B. Image recognition with deep neural networks in presence of noise—dealing with and taking advantage of distortions //Integrated Computer-Aided Engineering. – 2017. – Т. 24. – №. 4. – С. 337-349.
91. Zoph B. et al. Learning transferable architectures for scalable image recognition //Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. – 2018. – С. 8697-8710.
92. McCulloch W. S., Pitts W. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity //The bulletin of mathematical biophysics. – 1943. – Т. 5. – №. 4. – С. 115-133.
93. Rosenblatt F. The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain //Psychological review. – 1958. – Т. 65. – №. 6. – С. 386.
94. Мун, Г. А. Интенсификация инновационной деятельности как социокультурная проблема / Г. А. Мун, И. Э. Сулейменов //Известия НТО «КАХАК», 2019. – № 2 (65). – С. 51 – 63.
95. Busemann H., Kelly P. J. Projective geometry and projective metrics. – Courier Corporation, 2012.
96. MacWilliams F. J., Sloane N. J. A. The theory of error correcting codes. – Elsevier, 1977. – Т. 16.
97. Tomlinson M. et al. Error-Correction Coding and Decoding: Bounds, Codes, Decoders, Analysis and Applications. – Springer Nature, 2017.
98. Амербаев В. М., Балака Е. С. Бимодульные вычисления над полем Галуа GF (p) //Вестник Московской государственной академии делового администрирования. Серия: Экономика. – 2013. – №. 1. – С. 36-42.

99. Письменный Д. Т. Конспект лекций по высшей математике: полный курс //М.: Айрис-пресс. – 2009.
100. Асташкин С. В. О сравнении систем случайных величин с последовательностью Радемахера //Известия Российской академии наук. Серия математическая. – 2017. – Т. 81. – №. 6. – С. 5-22.
101. Bakirov A. S., Suleimenov I. E. On the possibility of implementing artificial intelligence systems based on error-correcting code algorithms //Journal of Theoretical and Applied Information Technology. – 2021. – V. 99. – №. 1. – pp. 83-99.
102. Андрианов И. В., Баранцев Р. Г., Маневич Л. И. Асимптотическая математика и синергетика //М.: Едиториал УРСС. – 2004.
103. Сорокин В. А. Асимптотика для комбинаторных сумм, связанных с задачей числа латинских прямоугольников //Вестник Башкирского государственного педагогического университета им. М. Акмуллы. – 2016. – №. 3. – С. 32-42
104. Дулесов А. С., Швец С. В., Хрусталёв В. И. Применение формулы Шеннона и геометрического обобщения для определения энтропии //Перспективы науки. – 2010. – №. 3. – С. 92-95.
105. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание. – Издательский дом Вильямс, 2008.
106. Сулейменов И.Э., Матрасулова Д.К. ЮНГИАНСКАЯ ИНТЕРПРЕТАЦИЯ МИФОЛОГИИ: ВЗГЛЯД С ПОЗИЦИИ ПРОБЛЕМЫ СОЗДАНИЯ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА // Вестник АУЭС, 2018, No 4(3) (43) с. 5-13
107. Suleimenov I., Panchenko S. and Gabrielyan O., Pak I. Voting procedures from the perspective of theory of neural networks // Open Engineering. — 2016. — Vol. 6, no. 1. — Pp. 318–321.
108. Suleimenov I., Mun G., Panchenko S., Pak I. Some properties of asymmetric Hopfield neural networks with finite time of transition between states // Open Engineering. — 2016. — Vol. 6, no. 1. — Pp. 314–317.
109. Сулейменов И.Э., Григорьев П.Е. Физические основы ноосферологии. Алматы – Симферополь, 2008, 158 с.
110. Maggiori E. et al. Convolutional neural networks for large-scale remote-sensing image classification //IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. – 2016. – Т. 55. – №. 2. – С. 645-657.
111. Rawat W., Wang Z. Deep convolutional neural networks for image classification: A comprehensive review //Neural computation. – 2017. – Т. 29. – №. 9. – С. 2352-2449.
112. Chen W., Wang C., Wang Y. Scalable influence maximization for prevalent viral marketing in large-scale social networks //Proceedings of the 16th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining / ACM, 2010. P. 1029-1038.
113. Doyle S. The role of social networks in marketing //Journal of Database Marketing & Customer Strategy Management. 2007. Т. 15. №. 1. P. 60-64.
114. Stelzner M. 2014 Social Media Marketing Industry Report //Social media examiner. 2014. P. 1-52.

115. Chaffey D. Global social media research summary 2016 //Smart Insights: Social Media Marketing, 2016.
116. Hunter E., Pernik P. The challenges of hybrid warfare. //International Centre for Defence and Security, 2015.
117. Klausen J. Tweeting the Jihad: Social media networks of Western foreign fighters in Syria and Iraq //Studies in Conflict & Terrorism. 2015. Т. 38. №. 1. P. 1-22.
118. Kamalipour Y.R., Friedrichsen M. Introduction: Digital Transformation in a Global World //Digital Transformation in Journalism and News Media. Springer, Cham, 2017. С. 1-4.
119. Сергеев И.В. Социальные сети в Интернете как средство реализации операций информационно-психологической войны //Международный научно-исследовательский журнал. 2015. №. 9(40) Часть 4. С. 101-104.
120. Чернова Т.А., Слеповронская К. Ю. Историческая память в информационной войне. Как используются социальные сети в идеологическом противостоянии Украины и России //Философские науки. 2015. №. 5. С. 16-23.
121. Желтухина М.Р., Павлов П.В. Социальная сеть «Facebook» в XXI веке: от инструмента коммуникации к инструменту информационной войны //Филологические науки. Вопросы теории и практики. 2016. №. 7-3. С. 89-93.
122. De-Marcos L. et al. An empirical study comparing gamification and social networking on e-learning //Computers & Education. 2014. Т. 75. P. 82-91.
123. De-Marcos L. et al. Social network analysis of a gamified e-learning course: Small-world phenomenon and network metrics as predictors of academic performance //Computers in Human Behavior. 2016. Т. 60. P. 312-321.
124. De Meo P. et al. Combining trust and skills evaluation to form e-Learning classes in online social networks //Information Sciences. 2017. Т. 405. P. 107-122.
125. Букаева А.А., Магзумова А.Т. Использование социальных сетей в образовательном процессе //Инновации в науке. 2015. №. 42. С. 120-126.
126. Калмыкова С.В., Краснощеков А.В. Подходы к организации электронного обучения с помощью социальных сетей //Современное образование: содержание, технологии, качество. 2017. Т. 1. С. 195-198.
127. Махмутова М.В., Махмутов Г.Р. Модели и платформы реализации массовых открытых онлайн курсов //Современные информационные технологии и ИТ-образование. 2015. Т. 1. №. 11. С. 486-496.
128. Курзаева Л.В., Григорьев А.Д. Массовые открытые онлайн курсы: сущность, специфические характеристики //Новые информационные технологии в образовании. 2015. С. 250-253.
129. Bremer C., Weiß D. How to analyze participation in a (C) MOOC?. – Univ.-Bibliothek Frankfurt am Main, 2013. P. 992-1002.
130. Khalil M., Brunner H., Ebner M. Evaluation grid for xMOOCs //International Journal of Emerging Technologies in Learning (iJET). 2015. Т. 10. №. 4. P. 280-314.
131. Colas J.F., Sloep P.B., Garreta-Domingo M. The effect of multilingual facilitation on active participation in MOOCs //The International Review of Research in Open and Distributed Learning. 2016. Т. 17. №. 4. P. 4-11.
132. Dunbar R.I.M. Coevolution of neocortical size, group size and language in humans //Behavioral and brain sciences. 1993. Т. 16. №. 4. P. 681-694.

133. Dunbar R. Grooming, gossip, and the evolution of language. Harvard University Press, 1998.
134. Dunbar R.I.M. The social brain hypothesis and its implications for social evolution //Annals of human biology. 2009. Т. 36. №. 5. P. 562-572.
135. Гилязова А.А. Об оценке числа Данбара и его влияния на взаимодействие пользователей в социальной сети Facebook //XII всероссийское совещание по проблемам управления ВСПУ-2014. 2014. С. 6292-6300.
136. Чесноков В.О. Применение алгоритма выделения сообществ в информационном противоборстве в социальных сетях //Вопросы кибербезопасности. 2017. №. 1 (19). С. 37-44.
137. Катасёв А.С., Кирпичников А.П., Рамазанова Р.И. Методика анализа защищенности аккаунтов социальных сетей от вредоносного контента //Вестник Казанского технологического университета. 2015. Т. 18. №. 18. С.195-198.
138. Рзаева М.Э. Оценка эффективности спецпроектов в российских онлайн медиа через определение цены контакта //Медиафера: проблемы и точки развития. 2015.
139. Shultz S., Dunbar R.I.M. The social brain hypothesis: an evolutionary perspective on the neurobiology of social behaviour //I Know What You Are Thinking: Brain Imaging and Mental Privacy. 2012. P. 13-28.
140. Крылов В.В., Самохвалова С.С. Теория телетрафика и ее приложения. –СПб.: БХВ-Петербург, 2005. – 288 с.
141. Lakatos L. et al. Introduction to queueing systems with telecommunication applications. – Springer, 2019.
142. Andonov V. et al. A Queue in Overall Telecommunication System with Quality of Service Guarantees //International Conference on Future Access Enablers of Ubiquitous and Intelligent Infrastructures. – Springer, Cham, 2019. – С. 243-262.
143. Mirtchev S. T. Investigation of Pareto/M/1/k Teletraffic System by Simulation //2019 27th National Conference with International Participation (TELECOM). – IEEE, 2019. – С. 70-73.
144. Balabanova I. et al. Teletraffic system performance evaluation based on LABVIEW virtual instruments development //2016 IEEE International Black Sea Conference on Communications and Networking (BlackSeaCom). – IEEE, 2016. – С. 1-5.
145. Fernández-Segovia J. A. et al. A teletraffic model for the Physical Downlink Control Channel in LTE //Telecommunication Systems. – 2017. – Т. 65. – №. 3. – С. 511-523.
146. Ivanova E. et al. Significant Simulation Parameters for RESTART/LRE Method in Teletraffic Systems of Network of Queues //Computer Science On-line Conference. – Springer, Cham, 2016. – С. 325-336.
147. Alimi I. et al. Channel characterization and empirical model for ergodic capacity of free-space optical communication link //Optics Communications. – 2017. – Т. 390. – С. 123-129.
148. Мун Г. А., Жанбаев Р. А. Фантомные боли мировой науки // Вестник АУЭС, 2018, спец. выпуск (мат. конф. «Роль молодежи в становлении экономики знаний»), С. 24

149. Галицкий В. Мигранты и проблемы экстремизма //Научно-аналитический журнал Обозреватель-Observer. – 2007. – №. 4. – С. 79-89.
150. Сулейменов И. Э., Григорьев П. Е. Физические основы ноосферологии. Алматы—Симферополь: 2008, 158 с.
151. Трунов А. А. Стратегические ориентиры развития гуманитарного экспертного сообщества //Философские науки. – 2017. – №. 4. – С. 81-88.
152. https://www.kazpravda.kz/articles/view/chernii-lebed--bich-sovremennosti?fbclid=IwAR3rq2xXWsWr_zvBzU2Z6Oxuessrq5PY50j6qu52Z2JKQ0GuYexws6CAVKI

Приложение А

А.1 Задачи классификации с точки зрения теории помехоустойчивого кодирования

Рассмотрим набор N_1 последовательностей, содержащих N двоичных символов. Наглядно такой набор, очевидно, можно представить в виде $(0,1)$ матрицы $N_1 \times N$ или в виде $N_1 \times N$ диаграммы (рисунка), содержащего темные и светлые пиксели.

Будем, для определенности пока рассматривать задачу об ответах N_1 респондентов на вопросы социологической анкеты или на вопросы психологического теста, содержащих N вопросов, и предусматривающие только два выбора ответа «Да» и «Нет».

Спрашивается, можно ли, анализируя только эту выборку, вычленить классификационные признаки, применимые для анализа других выборок ответов респондентов на ту же совокупность вопросов. Если каждый из классификационных признаков также можно описать через двоичную переменную, то с математической точки зрения этот вопрос можно переформулировать следующим образом.

Существует множество наборов ответов Q , которое, очевидно, содержит 2^N элементов. Предполагается, что существует множество классификационных признаков Q_0 , содержащее 2^M элементов, где M – число таких признаков, $M < N$.

Требуется отыскать отображение множества Q на множество Q_0 , которое допустимо интерпретировать как классификационное правило, позволяющее установить соответствие между данным респондентом и определенным набором классификационных признаков.

Оттолкнёмся от аналогии с помехоустойчивым кодированием. Помехоустойчивое кодирование предполагает, что каждой кодовой последовательности A_0 , содержащей M двоичных символов (такие последовательности формируют множество Q_0), однозначно ставится в соответствие последовательность A , содержащая N символов (такие последовательности формируют множество Q): $A = F(A_0)$, причем выполняется условие $M < N$.

Код считается строго помехоустойчивым (совершенным), если каждой конкретной последовательности из Q можно поставить в соответствие определенную последовательность из Q_0 , так, что выполняется следующее условие. Если последовательности $B \in Q$ ставится в соответствие последовательность $A_0 \in Q_0$, то имеет место $R(A, B) \leq r$, где $R(A, B)$ – кодовое расстояние между последовательностями A и B , r – целое число (число исправляемых ошибок).

Иначе, ошибки можно исправить, если множество Q представляет собой объединение непересекающихся подмножеств q_j , каждое из которых образовано одной из последовательностей $A = F(A_0)$ и всеми последовательностями, число «ошибок» (отклонений двоичных символов) в которых не превышает r .

Известны две разновидности строго помехоустойчивых двоичных кодов (экстремальные или совершенные коды) – коды Хемминга, исправляющие одну ошибку, и код Голея, исправляющий три ошибки в последовательности, содержащей 23 символа. Более того, одним из самых примечательных результатов теории кодирования является гипотеза, доказанная в начале 70-х годов XX века, в соответствии с которой других совершенных кодов, исправляющих t ошибок, при $t > 1$ не существует.

Существуют также помехоустойчивые коды, которые позволяют исправить определенное количество ошибок (если их количество не превышает определенного числа) и идентифицировать наличие большего количества ошибок. Примером является код Хемминга (8,4), использующий последовательности из восьми двоичных символов. Он позволяет исправить ошибку, если она только одна или идентифицировать наличие в последовательности двух ошибок.

Результаты теории помехоустойчивого кодирования можно применить для решения задач классификации следующим образом.

Вернемся к рассмотрению произвольных последовательностей, содержащих N двоичных символов, которые образуются на основании тех или иных экспериментальных данных (например, при социологических опросах или психологическом тестировании).

Целесообразно считать, что такие данные также могут содержать определенные ошибки, обусловленные различными факторами (например, осознанным или неосознанным желанием респондента исказить информацию и т.д.). Более общо, выделение классификационного признака (системы классификационных признаков) означает, что последовательности, получаемые в экспериментах, должны разбиваться на некоторые классы, каждому из которых в соответствие ставится последовательность, содержащая меньшее число символов (последовательность двоичных переменных, отвечающих классификационным признакам). Естественно предполагать, что последовательности, принадлежащие одному классу, должны быть близкими в смысле кодового расстояния между ними, что отвечает возможности компенсации ошибок эксперимента той или иной природы.

Следовательно, вопрос о выделении системы классификационных признаков при такой постановке задачи сводится к выбору помехоустойчивого кода, который определяет искомое отображение множества последовательностей, отвечающих различным совокупностям классификационных признаков на множество возможных ответов.

В качестве естественного критерия выбора такого отображения допустимо выбрать минимальное число ошибок, которое возникает при обследовании исходной совокупности экспериментально полученных последовательностей (исходной выборки).

Как отмечалось выше, такая постановка задачи отвечает и тем задачам, которые сейчас решаются при помощи нейронных сетей, поскольку распознавание цифрового образа, понимаемое как приведение его к приведению

его к некоему эталону также отвечает «исправлению» определенного числа ошибок.

А.2 Концепция алгоритма построения процедуры классификации экспериментально получаемых (0,1) последовательностей

Будем пока для определенности рассматривать код Хемминга (7,4), записывая его как последовательности символов x_i , $i = 1, 2, \dots, 7$.

Данный код может быть задан, например, через решения системы уравнений

$$\begin{cases} x_1 + x_3 + x_5 + x_7 = 0 \\ x_2 + x_3 + x_6 + x_7 = 0 \\ x_4 + x_5 + x_6 + x_7 = 0 \end{cases} \quad (\text{A.1})$$

где сложение осуществляется по модулю 2.

Очевидно, три условия (1), наложенные не вектора из 7-ми мерного пространства дают множество решений, изоморфное пространству четырех измерений. Это приводит к обычно используемым формулам, выражающим «проверочные» символы кода Хемминга через «информационные»

$$\begin{cases} x_1 = x_4 + x_5 + x_7 \\ x_2 = x_4 + x_6 + x_7 \\ x_3 = x_5 + x_6 + x_7 \end{cases} \quad (\text{A.2})$$

где информационные символы x_4, x_5, x_6, x_7 можно выбирать произвольно.

Запись (2) может быть редуцирована к следующему виду

$$\vec{a} = a_1 \vec{e}_1 + a_2 \vec{e}_2 + a_3 \vec{e}_3 + a_4 \vec{e}_4 \quad (\text{A.3})$$

где сложение компонент векторов осуществляется по модулю 2, а коэффициенты a_i также принимают значение из поля Галуа (0,1).

Действительно, можно сформировать четыре вектора, полагая в последовательности (x_4, x_5, x_6, x_7) одну из фигурирующих в ней переменных равной единице, а остальные – нулю.

Эти вектора имеют вид

$$\begin{cases} \vec{e}_1 = (1, 1, 0, 1, 0, 0, 0) \\ \vec{e}_2 = (1, 0, 1, 0, 1, 0, 0) \\ \vec{e}_3 = (0, 1, 1, 0, 0, 1, 0) \\ \vec{e}_4 = (1, 1, 1, 0, 0, 0, 1) \end{cases} \quad (\text{A.4})$$

Тем самым помехоустойчивый код может быть построен путем умножения производящей матрицы 7×4 на 4-вектор информационных символов:

$$\vec{a} = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_4 \\ x_5 \\ x_6 \\ x_7 \end{pmatrix} \quad (\text{A.5})$$

Представление (A.5), очевидно, эквивалентно представлению (A.3).

Запись (A.3) говорит о том, что с точностью до одной ошибки любая последовательность, содержащая 7 двоичных символов может быть представлена через линейную комбинацию четырех векторов, заданных над полем (0,1).

Базисы $\{\vec{e}_i\}$, обеспечивающие «исправление ошибки», могут выбираться различным образом.

Применительно к рассматриваемой задаче классификации это означает, что, отталкиваясь от выборки исходных последовательностей следует выбрать такой базис $\{\vec{e}_i\}$, который бы минимизировал число ошибок.

Обобщая, сумму вида (A.3) можно интерпретировать как нечеткий ряд Фурье, предполагающий, что произвольная двоичная последовательность (произвольный вектор \vec{b}) может быть представлен в виде разложения по некоторым базисным векторам с точностью до определенного количества «ошибок».

Тем самым, можно предложить следующий алгоритм решения задач классификации экспериментально получаемых двоичных последовательностей, отталкивающийся от теории помехоустойчивых двоичных кодов.

Имеется базовая выборка $\{\vec{b}_i\}$, $i = 1, \dots, N_1$; требуется отыскать такой базис $\{\vec{e}_j\}$, $j = 1, \dots, M$, что при разложении всех последовательностей (векторов \vec{b}_i) из исходной выборки в нечеткий ряд Фурье

$$\vec{b}_i = \sum_{j=1}^M a_{ij} \vec{e}_j \quad (\text{A.6})$$

суммарное расстояние Хемминга

$$S = \sum_{i=1}^{N_1} R(\vec{b}_i, \vec{a}) \quad (\text{A.7})$$

будет достигать минимального значения.

А.3 Взаимосвязь кодов Хемминга с базисом Уолша

С используемой точки зрения важно установить соответствие между традиционно используемыми представлениями для кодов Хемминга и базисами, на которые могут быть разложены функции, заданные над полем Галуа (0,1), т.е. принимающие только двоичные значения.

Оттолкнемся от формулы (A.5). Ее также можно представить в виде

$$\vec{a} = (a_1 \quad a_2 \quad a_3 \quad a_4) \begin{pmatrix} 1 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad (\text{A.8})$$

причем если речь идет о задачах классификации, то величины a_i необязательно интерпретировать как информационные символы.

Это существенно, поскольку в данном случае можно, в частности, переходить от базиса, фигурирующего в (A.3), к любым другим базисам, которые образованы линейно независимыми линейными комбинациями векторов \vec{e}_j . Отметим, что рассматриваемые коды Хемминга относятся к числу линейных, т.е. все возможные кодовые комбинации получаются сложением определенного числа строк в матрице (A.8) по модулю 2, что дает 16 комбинаций, обеспечивающего, например, передачу последовательности из 4 двоичных символов; данные комбинации образуют группу по отношению к операции сложения по модулю 2. Кроме того, столбцы матрицы, стоящей в правой части формулы (A.8), можно каким угодно образом переупорядочивать. В частности, это можно сделать следующим образом

$$\vec{a} = (a_1 \quad a_2 \quad a_3 \quad a_4) \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}, \quad (\text{A.9})$$

Такая форма матрицы часто используется в руководствах по помехоустойчивому кодированию.

Столбцы можно также упорядочить следующим образом

$$\vec{a} = (a_1 \quad a_2 \quad a_3 \quad a_4) \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad (\text{A.10})$$

От матрицы (A.9) можно перейти к матрице

$$\vec{a} = (a_1 \quad a_2 \quad a_3 \quad a_4) \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}, \quad (\text{A.11})$$

которая соответствует коду Хемминга (8,4).

Матрица (A.9) получается из матрицы (A.11) вычёркиванием пятого столбца. Матрицу (A.11) также можно переупорядочить путем перестановки столбцов, приведя ее к виду, аналогичному (A.10).

$$\vec{a} = (a_1 \quad a_2 \quad a_3 \quad a_4) \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 & 1 & 0 \end{pmatrix}, \quad (\text{A.12})$$

Матрицы (A.11) и (A.13) обладают следующими свойствами. Арифметическая сумма элементов в каждой строке в точности равна 4, а арифметическая сумма элементов каждого столбца дает нечетное число, откуда следует, что

$$\sum_{j=1}^M \vec{e}_j = \vec{1}, \quad (\text{A.13})$$

где через $\vec{1}$ обозначен вектор, все элементы которого равны единице.

Составляя линейные комбинации векторов, от базиса $\{\vec{e}_j\}$ очевидно, можно перейти к базису $\{\vec{g}_i\}$, если использовать невырожденную матрицу \hat{A}

$$\vec{g}_i = A_{1i}\vec{e}_1 + A_{2i}\vec{e}_2 + A_{3i}\vec{e}_3 + A_{4i}\vec{e}_4. \quad (\text{A.14})$$

Запись (A.14) подчеркивает, что матрица \hat{A} имеет размерность 4×4 . Используя (A.14), в частности, можно перейти к базису, которому соответствует матрица (A.12), в которой последняя строка заменена на сумму всех четырех строк, то есть на вектор $\vec{1}$.

Данное преобразование отвечает невырожденной матрице, определитель которой равен единице, в том числе, и при проведении вычислений по модулю 2.

$$\begin{pmatrix} \vec{g}_1 \\ \vec{g}_2 \\ \vec{g}_3 \\ \vec{g}_4 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \vec{g}_1 \\ \vec{g}_2 \\ \vec{g}_3 \\ \vec{g}_4 \end{pmatrix}. \quad (\text{A.15})$$

Следовательно, произвольный вектор из рассматриваемой группы по сложению по модулю 2 можно выразить, в том числе, и вот так

$$\vec{a} = (a_1 \quad a_2 \quad a_3 \quad a_4) \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}, \quad (\text{A.16})$$

Используем отображение

$$1 \rightarrow -1; 0 \rightarrow 1 \quad (\text{A.17})$$

Такое отображение соответствует переходу от (0,1) кодов к (1,-1) кодам при котором операция сложения по модулю 2 заменяется операцией прямого перемножения элементов векторов

$$\vec{c} = \vec{a} \cdot \vec{b} = (a_1 b_1, a_2 b_2, a_3 b_3, \dots, a_n b_n). \quad (\text{A.18})$$

При таком отображении матрица, стоящая в правой части (16), переходит в

$$\hat{S} = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & -1 & -1 & -1 & -1 \\ 1 & 1 & -1 & -1 & 1 & 1 & -1 & -1 \\ 1 & -1 & 1 & -1 & 1 & -1 & 1 & -1 \\ -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 & -1 \end{pmatrix}, \quad (\text{A.19})$$

Если величины, стоящие в строках данной матрицы рассматривать как функции номера столбца, то можно видеть, что данные функции могут быть приведены к функциям Радемахера.

$$r_n(x) = \text{sgn}(\sin(2^{n+1}\pi x)), \quad (\text{A.20})$$

где $\text{sgn}(x)$ – кусочно-постоянная функция действительного аргумента:

$$\text{sgn}(x) = \begin{cases} 1, & x > 0 \\ 0, & x = 0 \\ -1, & x < 0 \end{cases},$$

$r_n(x)$ – n-ая функция Радемахера. Областью определения функций Радемахера является диапазон $[0;1]$. Каждую следующую функцию Радемахера можно определить как сжатие в два раза по оси Ox предыдущей:

$$r_n(x) = r_{n-1}(2x)$$

Приведем первые пять функций Радемахера:

$$\begin{aligned} r_0(x) &= \text{sgn}(\sin(2\pi x)), \\ r_1(x) &= \text{sgn}(\sin(4\pi x)), \\ r_2(x) &= \text{sgn}(\sin(8\pi x)), \\ r_3(x) &= \text{sgn}(\sin(16\pi x)), \\ r_4(x) &= \text{sgn}(\sin(32\pi x)). \end{aligned}$$

Для наглядности соответствующие графики показаны на рис.А.1. В (1,-1) представлении сложение по модулю 2, посредством которого в соответствии с формулой (А.3) образуются все вектора рассматриваемой группы, кодовое расстояние между двумя несовпадающими элементами которой в равно 4 или 8, заменяется на умножение.

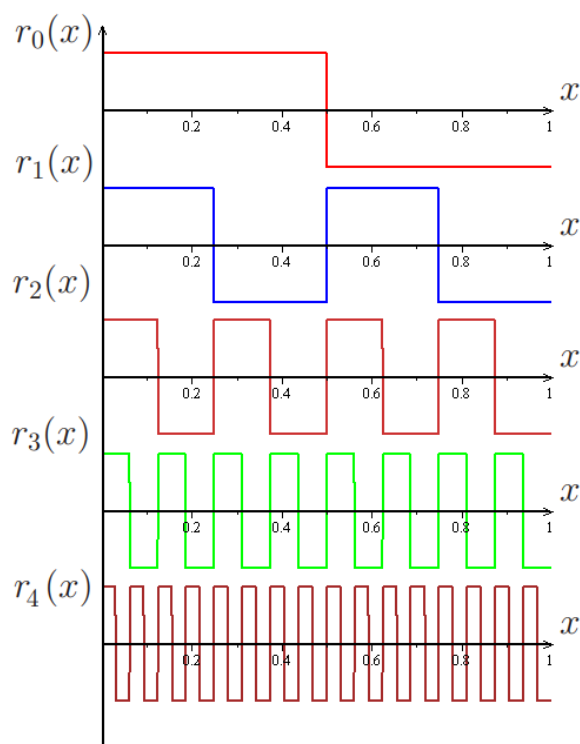


Рисунок А.1 – Первые пять функций Радемахера

Известно, что базис Уолша образуется перемножением функций Радемахера, т.е. можно утверждать, что каждый из элементов данной группы может быть поставлен в соответствие одной из функций, входящей в базис Уолша. Попробуем воспользоваться этой аналогией, чтобы построить разложение в нечеткий ряд Фурье, о котором говорилось выше.

А.4 Нечеткое разложение кодовой последовательности по базисным функциям

Базис Уолша может быть построен при помощи матриц Адамара, порождающих одно из упорядочений данного базиса.

Матрицы Адамара длины 2^n строятся рекурсивным методом как

$$\hat{H}_2 = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{pmatrix}, \quad (\text{A.21})$$

$$\hat{H}_{2^{m+1}} = \begin{pmatrix} \hat{H}_{2^m} & \hat{H}_{2^m} \\ \hat{H}_{2^m} & -\hat{H}_{2^m} \end{pmatrix}, \quad (\text{A.22})$$

Каждая строка в матрице Адамара соответствует одной из функций в базисе Уолша соответствующей длины. Функции, входящие в базис Уолша, являются ортогональными.

Рассмотрим аналогичное построение для случая, когда элементы матриц принимают значение в поле Галуа $(0,1)$.

Определим

$$\hat{H}_2 = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad (\text{A.23})$$

и далее

$$\hat{H}_{2^{m+1}} = \begin{pmatrix} \hat{H}_{2^m} & \hat{H}_{2^m} \\ 0 & \hat{H}_{2^m} \end{pmatrix}. \quad (\text{A.24})$$

В частности, имеет место

$$\hat{H}_{2^2} = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad (\text{A.25})$$

$$\hat{H}_{2^3} = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}. \quad (\text{A.26})$$

При помощи матриц вида (A.26) любую кодовую комбинацию можно представить через двоичный спектр. Для частного случая последовательности из 8 символов соответствующая запись имеет вид

$$\vec{a} = (w_1 \quad w_2 \quad \dots \quad w_8) \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}. \quad (\text{A.27})$$

Запись (A.27) означает, очевидно, что произвольную кодовую последовательность можно представить в виде линейной комбинации векторов-строк. Такое представление является однозначным в силу того, что матрицы \hat{H}_{2^m} являются идемпотентными

$$\hat{H}_{2^m} \hat{H}_{2^m} = \hat{I}, \quad (\text{A.28})$$

где \hat{I} – единичная матрица.

Это, во-первых, означает, что каждая матрица \hat{H}_{2^m} имеет обратную, а, во-вторых, то, что набор коэффициентов $\{w_j\}$ можно получить, умножая вектор-строку, отвечающую исходной кодовой последовательности на матрицу \hat{H}_{2^m} справа:

$$\vec{w} = \vec{a}\hat{H}_{2^m}. \quad (\text{A.29})$$

В общем виде выражение (27) записывается через операцию умножения вектора-строки на матрицу \hat{H}_{2^m} также справа.

$$\vec{a} = \vec{w}\hat{H}_{2^m}. \quad (\text{A.30})$$

Подстановка (A.30) в (A.29) дает в силу (A.28) тождество, что и позволяет пользоваться разложением (A.29). Подчеркиваем, что для разложения определенной функции в ряд по базисным функциям последние не обязательно должны быть ортогональными, как не обязательно должен быть ортогональным базис по которому раскладывается вектор в трехмерном пространстве.

Далее, в матрице (A.26) имеется 8 строк, их множество можно разбить на два подмножества, которым соответствуют следующие наборы векторов. Выбирая первую, вторую, третью и пятую строки, имеем

$$\begin{cases} \vec{e}_1 = (1,1,1,1,1,1,1,1) \\ \vec{e}_2 = (0,0,0,0,1,1,1,1) \\ \vec{e}_3 = (0,0,1,1,0,0,1,1) \\ \vec{e}_4 = (0,1,0,1,0,1,0,1) \end{cases} \quad (\text{A.31})$$

и остальные строки

$$\begin{cases} \vec{q}_1 = (0,0,0,1,0,0,0,1) \\ \vec{q}_2 = (0,0,0,0,0,1,0,1) \\ \vec{q}_3 = (0,0,0,0,0,0,1,1) \\ \vec{q}_4 = (0,0,0,0,0,0,0,1) \end{cases} \quad (\text{A.32})$$

Очевидно, набор (A.32) совпадает с векторами, которые образуют ранее рассмотренную группу из 16 элементов, кодовые расстояния между несовпадающими элементами которых равны 4 или 8.

Решаемая задача, напомним, формулируется следующим образом. Имеется кодовая последовательность, отвечающая вектору \vec{a} . Требуется представить ее (в смысле сложения по модулю 2) через линейную комбинацию векторов \vec{e}_i так, чтобы отклонение суммы (в смысле кодового расстояния) не превышало 2. Это соответствует числу допустимых ошибок также равным двум.

На первый взгляд, такую задачу можно решить, просто отбросив в разложении (A.27) те вектора-строки, которые входят в перечень (A.32). Это,

однако, не решает задачу, так как, например, сумма векторов из перечня (A.32) дает отклонение в три ошибки:

$$\vec{q}_0 = \sum_{i=1}^4 \vec{q}_i = (0,0,0,1,0,1,1,0). \quad (\text{A.33})$$

Установим случаи, когда «остаток», понимаемый как линейная комбинация векторов (32)

$$\vec{q} = \sum_{i=1}^4 v_i \vec{q}_i, \quad (\text{A.34})$$

дает отклонение, большее 2.

Коэффициенты v_i принимают значения (0,1) поэтому таких комбинаций существует 16. Если от нуля отличен только один из этих коэффициентов, то отклонение не превышает 2, так как каждый из векторов вносит в итоговую сумму не более двух отклонений. Если от нуля отличны только два из коэффициентов v_i , то отклонение также не превышает 2, так как сумма единиц, стоящих в последней позиции, дает 0.

Остается пять возможных случаев, один из которых уже рассмотрен выше (A.33), а остальные четыре соответствуют ситуации, когда от нуля отличны три из коэффициентов v_i .

В силу тождества, которое имеет место при сложении по модулю 2

$$\vec{a} + \vec{a} = 0, \quad (\text{A.35})$$

для любого \vec{a} , эти четыре суммы можно представить в виде

$$\vec{q}_{ei} = \vec{q}_0 + \vec{q}_i \quad (\text{A.36})$$

Или

$$\begin{cases} \vec{q}_{e1} = (0,0,0,0,0,1,1,1) \\ \vec{q}_{e2} = (0,0,0,1,0,0,1,1) \\ \vec{q}_{e3} = (0,0,0,1,0,1,0,1) \\ \vec{q}_{e4} = (0,0,0,1,0,1,1,1) \end{cases} \quad (\text{A.37})$$

Сформируем суммы

$$\begin{cases} \vec{q}_{e1} + \vec{e}_2 = (0,0,0,0,1,0,0,0) \\ \vec{q}_{e2} + \vec{e}_3 = (0,0,1,0,0,0,0,0) \\ \vec{q}_{e3} + \vec{e}_4 = (0,1,0,0,0,0,0,0) \\ \vec{q}_{e4} + \vec{e}_2 = (0,0,0,1,1,0,0,0) \end{cases} \quad (\text{A.38})$$

Видно, что отклонение, т.е. число единиц в правых частях равенств (A.38) не превышает 2. Это означает, что при отыскании суммы

$$\vec{a} = w_1 \vec{e}_1 + w_2 \vec{e}_2 + w_3 \vec{e}_3 + w_4 \vec{e}_4, \quad (\text{A.39})$$

приближенно представляющей вектор \vec{a} через линейные комбинации векторов \vec{e}_i , можно воспользоваться следующим алгоритмом.

По формуле (A.29) вычисляется двоичный спектр последовательности. В нем выбираются компоненты, отвечающие векторам (A.32). Если число отличных от нуля компонент не превышает 2, то в качестве величин w_i выбираются те значения, которые были получены при прямом вычислении спектра по формуле (A.32). Если число единиц равно 3, то тогда меняется одна из этих компонент, точнее та, которая минимизирует отклонение в соответствии с выражениями (A.37). В частности, если отличны от нуля компоненты, соответствующие векторам $\vec{q}_2, \vec{q}_3, \vec{q}_4$, то на противоположное значение меняется множитель при компоненте \vec{e}_2 .

Если число единиц равно 4, то тогда все величины w_i следует заменить на противоположные. Это вытекает из того, что вектор

$$\vec{e}_0 = \sum_{i=1}^4 \vec{e}_i = (1,0,0,1,0,1,1,0), \quad (\text{A.40})$$

только в одной позиции отличается от вектора (A.33). Действительно,

$$\vec{q}_0 + \vec{e}_0 = (1,0,0,0,0,0,0,0). \quad (\text{A.41})$$

Таким образом, отталкиваясь от аналогии с методикой построения базиса Уолша, действительно можно указать явный алгоритм отыскания коэффициентов разложения последовательностей из 8 символов в нечеткий ряд Фурье.

Этот алгоритм допускает обобщение, которое рассматривается ниже.

A.5 Алгоритм классификации (0,1) последовательностей: приведение к периодичности

С использованием изоморфизма (A.17) разложение произвольной последовательности, содержащей 8 двоичных символов, в нечеткий ряд Фурье можно представить в виде прямого произведения векторов

$$\vec{a} = \vec{e}_1^{p_1} \vec{e}_2^{p_2} \vec{e}_3^{p_3} \vec{e}_4^{p_4}, \quad (\text{A.42})$$

где p_i - двоичные символы, а вектора \vec{e}_i отвечают первым четырём функциям Радемахера (рис.A.1). Несколько забегаая вперед, отметим, что пятая функция Радемахера, показанная на данном рисунке понадобится при рассмотрении кода, содержащего 16 двоичных символов.

$$\begin{cases} \vec{e}_1 = (-1, -1, -1, -1, -1, -1, -1, -1) \\ \vec{e}_2 = (+1, +1, +1, +1, -1, -1, -1, -1) \\ \vec{e}_3 = (+1, +1, -1, -1, +1, +1, -1, -1) \\ \vec{e}_4 = (+1, -1, +1, -1, +1, -1, +1, -1) \end{cases} \quad (\text{A.43})$$

Из соотношений (A.42) и (A.43) вытекает, что каждый вектор из рассматриваемой группы допускает представление через пару векторов, каждый из которых содержит вдвое меньшее количество символов

$$\vec{a} = (\vec{a}^0, \vec{a}^1), \quad (\text{A.44})$$

причем

$$\vec{a}^1 = \pm \vec{a}^0. \quad (\text{A.45})$$

Знак в формуле (A.45) можно учесть, вводя переменную s_1 , также отвечающую изоморфизму (A.17).

$$\vec{a}^1 = s_1 \vec{a}^0. \quad (\text{A.46})$$

Дальше эту процедуру, основанную том, что вид векторов (A.43) отвечает функциям Радемахера, можно продолжить, записав

$$\vec{a}^0 = (\vec{a}^{00}, \vec{a}^{01}), \quad (\text{A.47})$$

причем имеет место выражение, аналогичное (A.45)

$$\vec{a}^{01} = \pm \vec{a}^{00}, \quad (\text{A.48})$$

которое позволяет ввести еще один двоичный символ s_2 , характеризующий используемое разложение

$$\vec{a}^{01} = s_2 \vec{a}^{00}. \quad (\text{A.49})$$

На завершающем шаге можно записать

$$\vec{a}^{00} = (\vec{a}^{000}, \vec{a}^{001}), \quad (\text{A.50})$$

причем

$$\vec{a}^{001} = s_3 \vec{a}^{000}, \quad (\text{A.51})$$

но вектор \vec{a}^{000} вырождается в единственный двоичный символ

$$\vec{a}^{000} = (a_1); a_1 = s_4. \quad (\text{A.52})$$

Тем самым, произвольный вектор из группы, используемой для разложения произвольной двоичной последовательности, содержащей 8 символов, в нечеткий ряд Фурье, можно представить в виде

$$\vec{a} = (a_1, s_3 a_1, s_2 a_1, s_2 s_3 a_1, s_1 a_1, s_1 s_3 a_1, s_1 s_2 a_1, s_1 s_2 s_3 a_1). \quad (\text{A.53})$$

Очевидно, что четыре символа a_1, s_1, s_2, s_3 также допустимо принять за информационные.

Представление, отвечающее изоморфизму (A.17), создает определенные удобства. А именно, для случая, когда рассматриваемая последовательность входит в группу, задаваемую выражением (A.42), величины s_1, s_2, s_3 могут быть выражены через скалярные произведения векторов, непосредственно получающихся из вектора \vec{a} . Действительно, в силу структуры (A.53) имеет место

$$\vec{a}^0 \cdot \vec{a}^1 = a_1 a_4 + a_2 a_5 + a_3 a_6 + a_4 a_8 = 4s_1, \quad (\text{A.54})$$

$$a_1 a_3 + a_2 a_4 = a_5 a_7 + a_6 a_8 = 2s_2, \quad (\text{A.55})$$

$$a_1 a_2 + a_5 a_6 = 2s_3. \quad (\text{A.56})$$

Вычисление такого рода комбинаций полностью коррелирует с вычислением двоичного спектра при помощи матрицы (A.26), отличие состоит в том, что они позволяют идентифицировать количество ошибок.

Наиболее наглядно это видно при вычислении комбинации вида

$$W = a_1 a_8 + a_2 a_7 + a_3 a_6 + a_5 a_4 = 4s_1 s_2 s_3. \quad (\text{A.57})$$

Ее преимущество перед указанными выше состоит в следующем. Если четыре символа a_1, s_1, s_2, s_3 рассматриваются как информационные, то их можно задавать произвольным образом. Из соотношений (A.43) вытекает, что в этом случае последовательность, содержащую 8 символов можно получить по периодичности или по антипериодичности, то есть имеет место

$$(a_8, a_7, a_6, a_4) = a_1 a_2 a_3 a_5 (a_1, a_2, a_3, a_5), \quad (\text{A.58})$$

где принято во внимание, что произведение $s_1 s_2 s_3$ де-факто определяет четность последовательности, которая рассматривается как исходная (последовательность, содержащая информационные символы)

$$s_1 s_2 s_3 = a_1 a_2 a_3 a_5. \quad (\text{A.59})$$

Тем самым, мы доказали, что при построении помехоустойчивого кода Хемминга (8,4) можно воспользоваться следующей процедурой.

Исходные символы располагаются на позициях 1,2,3,5, а значения остальных символов определяется в соответствии с (А.58), т.е. либо периодическим, либо аperiodическим образом.

Соответственно, можно предложить следующий алгоритм исправления одной ошибки и идентификации двух ошибок в коде Хемминга (8,4).

Вычисляется скалярное произведение А. (57). Возможны следующие варианты: $W = \pm 4, \pm 2, 0$. Если реализуется случай $W = \pm 4$, то последовательность не содержит ошибок, т.е. она принадлежит группе, элементы которой описываются формулой (А.42). Если $W \pm 2$, то последовательность содержит одну ошибку, если $W = 0$ - две. Т.е. вычисление скалярного произведения в отличие от типовой процедуры использования кода Хемминга сразу позволяет установить число ошибок, а также четность последовательности в том случае, когда ошибка является исправимой. Действительно, если значение W отлично от нуля, то знак этой величины однозначно определяет значение произведения (А.59), а значит и саму эту величину $s_1 s_2 s_3$, коль скоро все сомножители принимают значения +1 или -1.

Далее, если ошибка в последовательности (А.53) только одна, то одна из последовательностей (a_8, a_7, a_6, a_4) и (a_1, a_2, a_3, a_5) должна быть верной. Точнее, верной является та последовательность, четность которой отвечает четности скалярного произведения (А.57). Тем самым, для восстановления исходной последовательности достаточно выполнить только две операции: вычислить скалярное произведение (А.57) и установить четность последовательности (a_1, a_2, a_3, a_5) . Несколько забегаая вперед, отметим, что полученный результат позволяет предложить схему аналога нейронной сети, исправляющую одну ошибку в коде Хемминга.

Рассмотрим теперь обобщение предлагаемого подхода на случай последовательностей, содержащих большее количество знаков.

Удобно оттолкнуться от установленного выше соответствия между кодами Хемминга и функциями Радемахера и базисом Уолша. Следующий шаг в построении матриц, порождающих базис Уолша для двоичных последовательностей, т.е. матриц вида (А.26), приводит к матрице \hat{H}_{2^4} , содержащей 16 строк.

Применяя к ней предложенную выше процедуру, из нее следует выделить строки, отличающиеся от строки, в которой стоят только единицы, на кодовое расстояние 8 и 16. Эти строки также отвечают функциям Радемахера (рис.А.1) и соответствуют следующим векторам, записанным в форме, отвечающей изоморфизму (А.17).

$$\begin{cases} \vec{e}_1 = (-1, -1, -1, -1, -1, -1, -1, -1, -1, -1, -1, -1, -1, -1, -1) \\ \vec{e}_2 = (+1, +1, +1, +1, +1, +1, +1, +1, -1, -1, -1, -1, -1, -1, -1) \\ \vec{e}_3 = (+1, +1, +1, +1, -1, -1, -1, -1, +1, +1, +1, +1, -1, -1, -1) \\ \vec{e}_4 = (+1, +1, -1, -1, +1, +1, -1, -1, +1, +1, -1, -1, +1, +1, -1) \\ \vec{e}_5 = (+1, -1, +1, -1, +1, -1, +1, -1, +1, -1, +1, -1, +1, -1, +1) \end{cases} \quad (\text{A.60})$$

Очевидно, что совокупность векторов (A.60) порождает группу, каждый вектор из которой представим в виде

$$\vec{a} = \vec{e}_1^{p_1} \vec{e}_2^{p_2} \vec{e}_3^{p_3} \vec{e}_4^{p_4} \vec{e}_5^{p_5}. \quad (\text{A.61})$$

Здесь, как и в аналогичной формуле (A.42) используется прямое произведение векторов, каждый элемент которых может принимать значение +1 или -1.

Подчеркнем, что множество векторов из группы, порождаемой векторами (60), покрывает множество последовательностей, содержащих 16 двоичных символов, в следующем смысле.

Общее количество таких последовательностей составляет $2^{16} = 65536$; число кодовых комбинаций, которые отличаются от заданной на кодовое расстояние 3 составляет

$$1 + 16 + \frac{1}{2} 16 \cdot 15 + \frac{1}{6} 16 \cdot 15 \cdot 14 = 697. \quad (\text{A.62})$$

Общее количество кодовых комбинаций, которые отличаются от заданной на кодовое расстояние 4, составляет

$$1 + 16 + \frac{1}{2} 16 \cdot 15 + \frac{1}{6} 16 \cdot 15 \cdot 14 + \frac{1}{6} 16 \cdot 15 \cdot 14 \cdot 13 = 2517. \quad (\text{A.63})$$

Число, кодовых комбинаций, входящих в группу, порождаемую векторами (A.60), составляет $2^5 = 32$. Умножая это число на результат (A.62), получаем 22304, что составляет примерно 34% от числа возможных кодовых комбинаций. Умножая 32 на результат (A.63), получаем 80544, что превосходит число возможных кодовых комбинаций, содержащих 16 символов.

Иначе говоря, последовательность из двоичных символов может быть разложена в нечеткий ряд Фурье с допуском в 4 ошибки. Подчеркнем, что в этом случае отношение числа допустимых ошибок к общему числу знаков в кодовой последовательности остается тем же, что и для рассмотренного выше случае 8-значной последовательности.

Приведение произвольной последовательности к одному из элементов группы может быть осуществлено тем же способом, что был использован выше, т.е. с использованием матрицы \hat{H}_{2^4} , содержащей 16 строк.

Однако, если некая последовательность \vec{a} содержит 4 ошибки, то такое восстановление будет неоднозначным. Однозначным оно становится тогда, когда последовательность \vec{a} содержит 3 ошибки. В данном случае можно воспользоваться той же процедурой, что выше была применена к коду Хемминга (8,4), т.е. фактически соображениями симметрии, связанными с периодичностью все последовательностей, которые входят в (А.61).

А именно, любую последовательность \vec{a} в силу периодичности функций, отвечающих последовательностям, входящим в (А.61), можно представить в виде

$$\vec{a} = (\vec{a}^0, \vec{a}^1), \quad (\text{А.64})$$

где

$$\vec{a}^1 = s_1 \vec{a}^0. \quad (\text{А.65})$$

Повторяя те же рассуждения, которые привели к формуле (А.53), получаем, что вектора (А.64) представимы в форме

$$\vec{a}^0 = (a_1, s_4 a_1, s_3 a_1, s_3 s_4 a_1, s_2 a_1, s_2 s_4 a_1, s_2 s_3 a_1, s_2 s_3 s_4 a_1), \quad (\text{А.66})$$

$$\vec{a}^1 = (s_1 a_1, s_1 s_4 a_1, s_1 s_3 a_1, s_1 s_3 s_4 a_1, s_1 s_2 a_1, s_1 s_2 s_4 a_1, s_1 s_2 s_3 a_1, s_1 s_2 s_3 s_4 a_1). \quad (\text{А.67})$$

При условии, что рассматриваемая последовательность содержит 3 ошибки, их можно исправить тем же способом, что был описан выше, составляя следующие проверочные скалярные произведения.

$$W = a_1 a_{16} + a_2 a_{15} + a_3 a_{14} + a_4 a_{13} + a_5 a_{12} + a_6 a_{11} + a_7 a_{10} + a_8 a_9 = 8 s_1 s_2 s_3 s_4 \quad (\text{А.68})$$

$$W_1 = a_1 a_8 + a_2 a_7 + a_3 a_6 + a_5 a_4 = 4 s_2 s_3 s_4, \quad (\text{А.69})$$

$$W_2 = a_1 a_8 + a_2 a_7 + a_3 a_6 + a_5 a_4 = 4 s_2 s_3 s_4. \quad (\text{А.70})$$

Данный алгоритм исправления ошибок, как можно показать, допускает обобщение на случай последовательностей, содержащих 2^{2m} символов, со значениями $m > 2$.

Таким образом, вместо традиционно используемой процедуры исправления ошибок в двоичных последовательностях, основанной на рассмотрении полиномов от двоичных переменных, можно предложить процедуру, основанную на аналогиях с разложениями в ряд Фурье. В этом случае естественным образом возникают нечеткие ряды Фурье, основной особенностью которых является возможность нечеткого разложения рассматриваемой функции

в ряд по неполной системе базисных функций. Применительно к последовательностям, содержащим 2^m символов, такими функциями являются функции Радемахера, принимающие логические значения.

А.6 Построение аналогов нейронных сетей с явно прописанными алгоритмами функционирования

Возможность «исправления ошибок» при помощи алгоритма периодизации позволяет предложить следующую схему, обеспечивающую, например, решение задач классификации (рис.А.2). Данный пример относится к 8-значным последовательностям, но, как вытекает из сказанного выше, ее можно обобщить на случай любых последовательностей, содержащих 2^{2m} двоичных символов.

Основу данной схемы, являются аналоги формальных нейронов (N_i), имеющие три логических входа, и выполняющие следующую логическую операцию

$$\begin{cases} F(x, y, z) = x, z = 0 \\ F(x, y, z) = y, z = 1 \end{cases} \quad (A.71)$$

Элемент Q_0 в данной схеме соответствует обычно используемому первому слою нейронной сети, он отражает способ, в соответствии с которым входные сигналы направляются на элементы N_i .

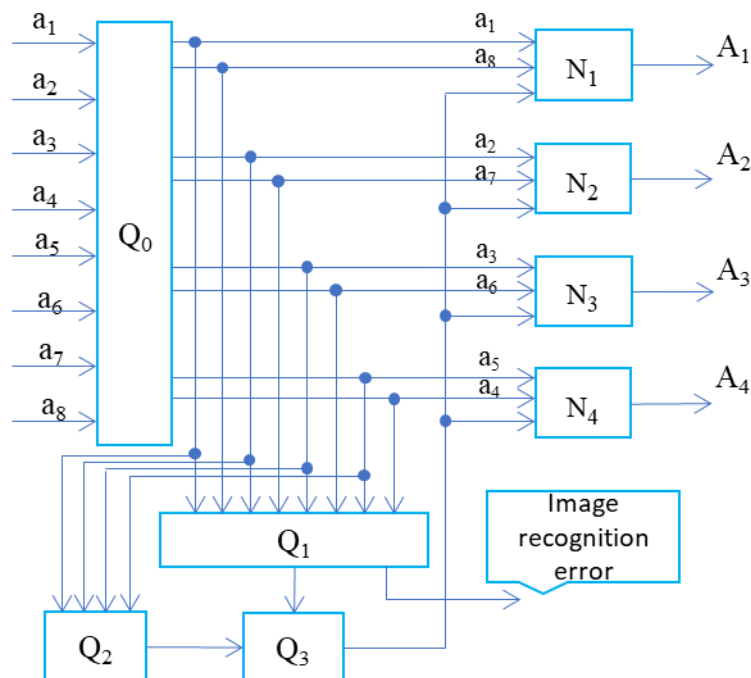


Рисунок А.2 – Функциональная схема аналога нейронной сети, обеспечивающего приведение цифрового образа к базисному – исправление одной ошибки в коде Хемминга.

В данной схеме вход z является управляющим. Если он равен нулю, то на выходе формируется значение, равное тому, которое реализуется на входе x , а если единице, то на входе y . Отметим, что такая схема вполне может быть реализована при помощи типовых радиоэлектронных компонент, равно как и методами молекулярной информатики.

Схема рис. А.2 включает в себя четыре таких элемента, на входы которых попарно подаются переменные, соответствующие последовательностям (a_1, a_2, a_3, a_5) и (a_8, a_7, a_6, a_4) . Как было показано выше, если анализируемая последовательность содержит только одну ошибку, то одна из этих последовательностей является истинной. Следовательно, задача классификации (выделение четырех классификационных признаков) в данной схеме сводится к определению значения управляющей переменной z .

В соответствии со сказанным выше, знак величины W , формула (А.57) определяется четностью последовательности (a_1, a_2, a_3, a_5) , которая рассматривается как исходная. Соответственно, в схему рис. 2 входит элемент Q_1 , вычисляющий скалярное произведение (А.57) и определяющий его знак.

Данный элемент обладает двумя выходами, на одном из которых формируется символ, отвечающий четности скалярного произведения, а на втором – символ, отвечающий возможности исправить ошибку. Этот символ приобретает нулевое значение тогда, когда ошибка исправлена быть не может.

В схему рис. А.2 входит также элемент Q_2 , вычисляющий произведение $a_1 a_2 a_3 a_5$. Сигнал с выхода четности элемента Q_1 и сигнал с выхода элемента Q_2 подается на элемент Q_3 , который выполняет операцию «Исключающее ИЛИ». Тем самым, если четности скалярного произведения W и произведения совпадают, то на выходе элемента Q_3 формируется логическая единица, а элементы N_i формируют на входах символы, отвечающие последовательности (a_1, a_2, a_3, a_5) . Если указанные выше четности не совпадают, то на выходе Q_3 формируется логический ноль, а на выходах аналога нейронной сети формируются символы, отвечающие последовательности (a_8, a_7, a_6, a_4) . Если скалярное произведение принимает значение $+2$ или -2 , на выходе элемента Q_3 также формируется логическая единица, т.е. за истинную принимается исходная последовательность (a_1, a_2, a_3, a_5) .

Рассмотрим иллюстративный пример решения задачи классификации предложенным способом.

В таблице А.1 представлены вопросы анкеты, распространенной среди магистрантов Алматинского университета энергетики и связи первого года обучения. Респондентам было предложено ответить на каждый вопрос только «Да» или «Нет». Всего в опросе приняли участие 28 человек. Характер распределения ответов иллюстрирует Таблица А.2.

Каждую совокупность ответов (ответы одного респондента) можно рассматривать как (8,4) код Хемминга и, соответственно применить к ним процедуру исправления ошибок. Соответствующие результаты также представлены в Таблице 2. При этом наличие в последовательности одной ошибки позволяет отнести данного участника опроса к одной из групп

классификации, а наличие двух ошибок интерпретируется как невозможность провести классификацию по этой совокупности признаков.

Таблица А.1. Вопросы анкеты, использованной для иллюстративного примера.

Номер вопроса	Вопрос
1	Вы любите пиво?
2	Имеет ли магистрант право опубликовать статью, в которой будут критиковаться псевдонаучные работы преподавателей (если таковые существуют)?
3	В казахстанских СМИ активно обсуждается вопрос о легализации токал. Считаете ли Вы, что многоженство действительно нужно узаконить?
4	Приходилось ли Вам списывать на экзаменах?
5	Вы отправляете религиозные обряды?
6	Есть ли среди технических дисциплин (предметов), которые входят в программу обучения в магистратуре в Вашем университете заведомо бесполезные (с Вашей точки зрения)?
7	В период обучения в магистратуре Вы пользовались материальной поддержкой родителей?
8	Как вы считаете, результаты Вашей магистерской диссертации могут принести кому-то пользу?

Таблица А.2. Распределение ответов по респондентам и результаты применения процедуры исправления ошибок.

№ респондента	Исходная последовательность								W	Кол-во ошибок	Исправленная/верная последовательность				
	a ₁	a ₂	a ₃	a ₄	a ₅	a ₆	a ₇	a ₈			A ₁	A ₂	A ₃	A ₄	
1	1	-1	1	-1	1	-1	1	1	2	1	1	-1	1	-1	
2	1	-1	1	-1	1	1	1	-1	2	1	1	-1	1	-1	
3	1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	4	0	1	-1	1	-1	
4	1	-1	1	-1	1	-1	1	1	2	1	1	-1	1	-1	
5	1	1	1	1	1	-1	1	1	2	1	1	1	1	1	
6	1	-1	1	-1	1	1	1	-1	2	1	1	-1	1	-1	
7	1	1	1	-1	1	-1	-1	1	-2	1	1	1	1	-1	
8	1	-1	1	-1	1	-1	-1	-1	2	1	1	-1	1	-1	
9	1	-1	1	-1	1	-1	1	1	2	1	1	-1	1	-1	
10	1	-1	-1	1	-1	-1	-1	1	2	1	1	-1	-1	1	
11	1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	4	0	1	-1	1	-1	
12	1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	4	0	1	-1	1	-1	
13	1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	4	0	1	-1	1	-1	
14	-1	1	1	1	1	-1	1	-1	-2	1	-1	1	1	1	
15	-1	-1	1	-1	-1	-1	1	-1	4	0	-1	-1	1	-1	
16	-1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	2	1	1	-1	1	-1	
...						
27	1	-1	1	-1	1	-1	-1	-1	2	1	1	-1	1	-1	
28	1	-1	1	-1	1	-1	1	-1	4	0	1	-1	1	-1	

На языке теории нейронных сетей это можно сформулировать следующим образом. Существуют респонденты, чьи «цифровые образы» могут быть отнесены к определенному классу (одна ошибка или отсутствие ошибки); существуют также респонденты, которые не укладываются в данную классификацию (образ не распознается).

Однако, при получении результата, отраженного в Таблице А.2, классификационные признаки де-факто выбирались случайным образом. Действительно, общее число ошибок существенно зависит от выбора последовательности ответов. Так, для последовательности, соответствующей Таблице А.2, общее число ошибок составляет 6, если же использовать другие последовательности (Таблица А.3), то общее число ошибок будет меняться, что и показывает последняя колонка данной таблицы.

Таблица А.3. Зависимость общего числа ошибок от перестановок в последовательности двоичных символов.

Последовательность								Общее число «ошибок» (из них двойных, неисправляемых)
a ₁	a ₂	a ₃	a ₄	a ₅	a ₆	a ₇	a ₈	26 (6)
a ₃	a ₄	a ₁	a ₇	a ₃	a ₂	a ₆	a ₈	36 (10)
a ₁	a ₂	a ₃	a ₅	a ₈	a ₇	a ₆	a ₄	24 (5)
a ₈	a ₁	a ₅	a ₃	a ₄	a ₆	a ₂	a ₇	36 (11)
a ₁	a ₂	a ₃	a ₅	a ₈	a ₇	a ₄	a ₆	22(4)
a ₇	a ₂	a ₈	a ₁	a ₆	a ₄	a ₅	a ₃	36 (11)

Подчеркиваем, что изменение порядка следования ответов в рассматриваемой последовательности де-факто означает, что вместо базиса (А.42) используется другой базис, обладающий аналогичными свойствами.

Иначе говоря, существует возможность минимизировать количество ошибок, выбирая подходящий базис. Эта процедура является аналогом процедуры обучения нейронной сети, что подчеркивает рис. 3, на котором показана схема, аналогичная рис. 3, но показывающая, что выходы от нейронов первого слоя могут подаваться на входы элементов N_i в других сочетаниях. При построении схемы рис. А.3 использована конкретная последовательность, отвечающая минимальному числу ошибок (данная последовательность находится в Таблице А.3 на 5 строке).

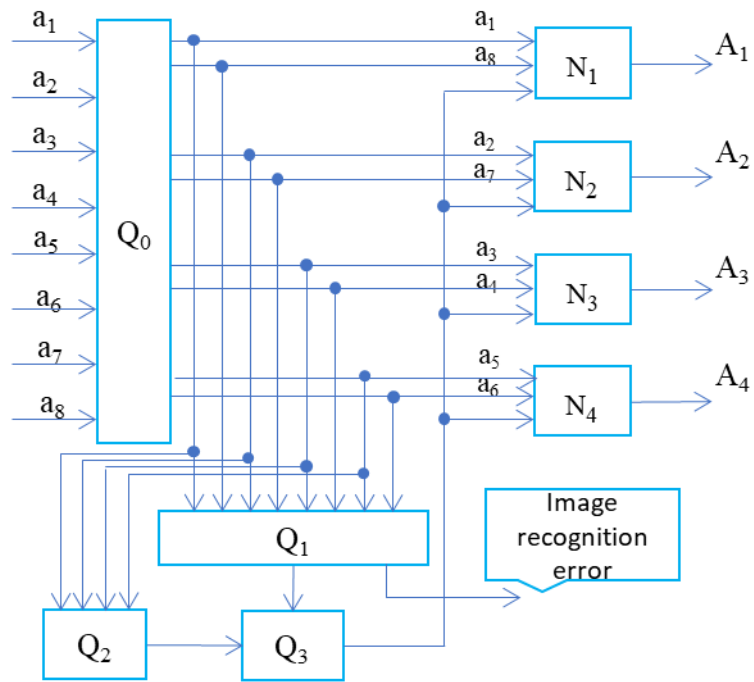


Рисунок А.3 – Иллюстрация к подбору базисных функций, по которым осуществляется разложение – аналог процедуры обучения нейронной сети.

Тем самым, можно предложить аналог нейронной сети, функционирование которой построено на явно прописанном алгоритме, причем аналог процедуры обучения здесь выражается в изменении характера связей между аналогами нейронов.

Приложение Б

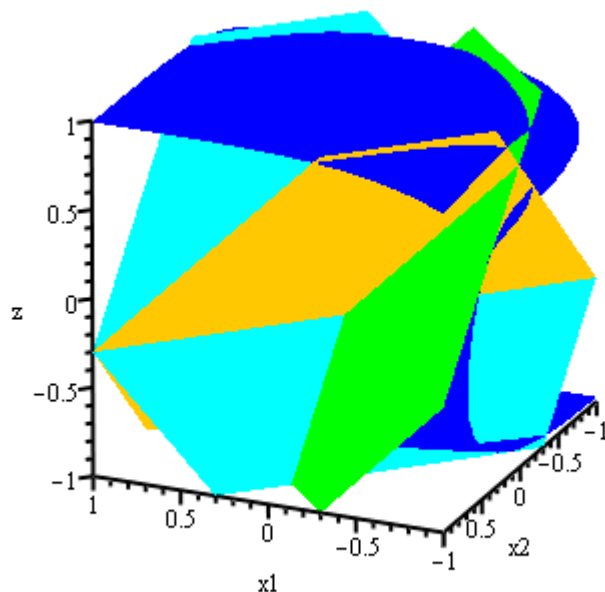


Рисунок Б.1 – графическое решение для BS-триггера, состоящего из 4 нейронов (три во входном слое и один в выходном), при управляющих параметрах $a=0.3$, $b=0$

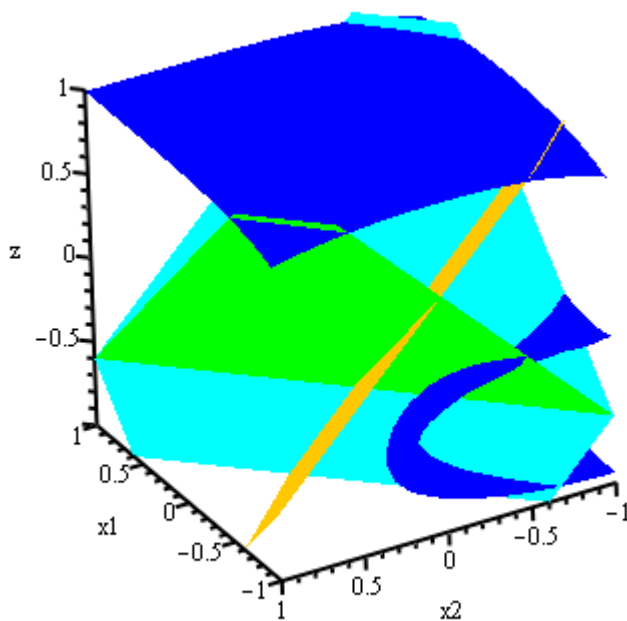


Рисунок Б.2 – графическое решение для BS-триггера, состоящего из 4 нейронов (три во входном слое и один в выходном), при управляющих параметрах $a=0.6$, $b=-0.1$

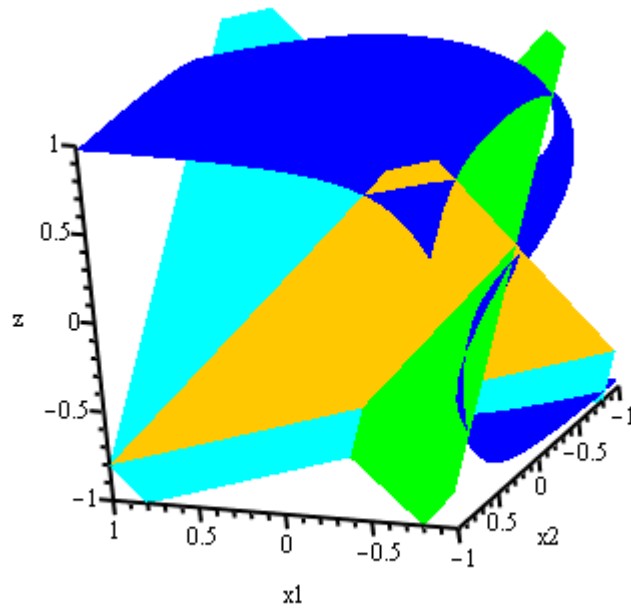


Рисунок Б.3 – графическое решение для BS-триггера, состоящего из 4 нейронов (три во входном слое и один в выходном), при управляющих параметрах $a=0.8$, $b=-0.7$

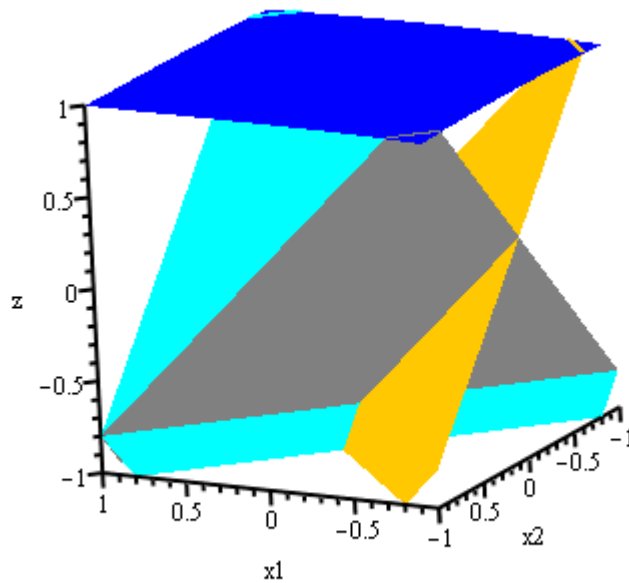


Рисунок Б.4 – графическое решение для BS-триггера, состоящего из 4 нейронов (три во входном слое и один в выходном), при управляющих параметрах $a=0$, $b=0.5$

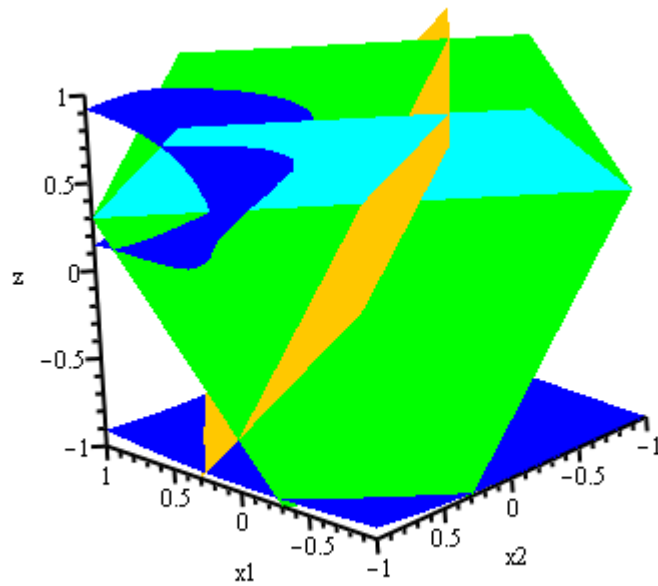


Рисунок Б.5 – графическое решение для BS-триггера, состоящего из 4 нейронов (три во входном слое и один в выходном), при управляющих параметрах $a=-0.3$, $b=-0.5$

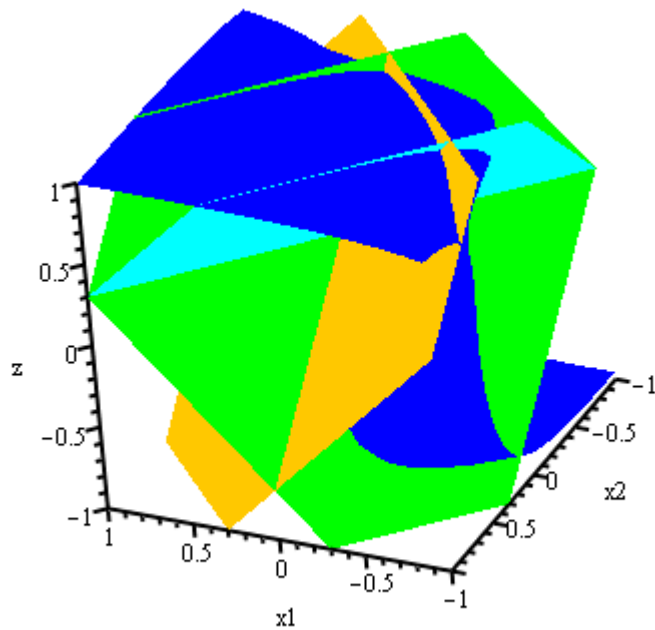


Рисунок Б.6 – графическое решение для BS-триггера, состоящего из 4 нейронов (три во входном слое и один в выходном), при управляющих параметрах $a=-0.3$, $b=0.8$

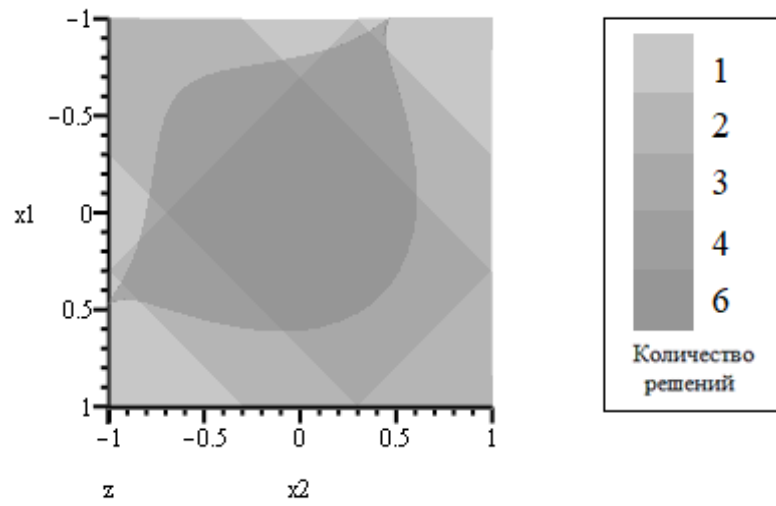


Рисунок Б.7 – Карта решений для BS-триггера, состоящего из 4 нейронов (три во входном слое и один в выходном), при управляющих параметрах $a=-0.3$, $b=0.8$

Приложение В

Схема, рассмотренная в разделе 3.4, относится ко вполне определённой схеме системы, в которую может записываться информация за счёт изменения сигналов, поступающих на ее входы, во времени. В сущности, данная схема представляет собой некий промежуточный вариант между нейронной сетью и типовыми системами, которые сейчас используются в компьютерной технике для записи информации. Методологическое значение данной схемы состоит в том, что она ещё раз показывает, что противопоставление между параллельными и последовательными вычислениями, которое укоренилось в литературе в последние годы, является неоправданным не только с методологической точки зрения, но и с сугубо технической.

Именно этот вывод и позволяет (глава 4) говорить о том, что анализ процессов, протекающих в телекоммуникационной системе, является основой для пересмотра существующих подходов к интерпретации понятия «интеллект». Однако применительно к данной схеме как таковой возникает целый ряд вопросов, в частности, вопрос о том, как именно осуществляется переход из одних состояний в другие. Рассмотренная в предыдущем параграфе схема только лишь демонстрирует тот факт, что при одних и тех же значениях входных переменных, может реализовываться целый набор различных состояний. Решение задачи о переходе из одного состояния в другое требует, вообще говоря, анализа соответствующих динамических уравнений. Для рассмотренной в предыдущей задаче схемы этот вопрос достаточно сложен, поэтому имеет смысл перейти к более простому варианту, который рассматривается в данном параграфе.

Конкретно, в данном разделе предлагается схема так называемого BS-триггера, который обладает вполне определёнными преимуществами по сравнению с типовой схемой RS-триггера. Кроме того, он ещё раз демонстрирует, что в нейронных сетях, в том числе, может реализовываться и сосредоточенная память и, следовательно, дальнейшее продвижение в области теории нейронных сетей действительно требует, прежде всего, пересмотра базовой методологии.

Отличительной особенностью предлагаемой модели является обеспечение возможности записи информации в систему, содержащую логические элементы за счёт подачи на все аналоги нейронов первого слоя сети одних и тех же сигналов. Схема данного триггера отличается от известных ранее, в частности, тем, что она исключает так называемые запрещённые состояния, которые возникают при работе типового RS-триггера.

RS-триггер является одним из базовых элементов всей современной цифровой электроники. Его отличительной особенностью является способность находиться в двух различных устойчивых состояниях при одном и том же значении входных сигналов, что и позволяет рассматривать RS-триггер как простейшую схему, обеспечивающую запись информации.

Типовая схема RS-триггера, собранного на логических элементах, предусматривает использование *двух* логических элементов обеспечивает запись только *одного* бита информации.

Переход к схеме BS-триггера позволяет обеспечить запись *двух* бит при использовании или двух логических элементов, или элементов им аналогичных. Кроме того, предлагаемая схема триггера отличается от схемы RS-триггера и аналогичных ей тем, что здесь нет запрещенных состояний.

Схема BS-триггера, предложенного в данном параграфе, показана на рисунке В.1. В ее состав входят два элемента, по свойствам полностью аналогичных формальным нейронам, используемых для синтеза ИНС.

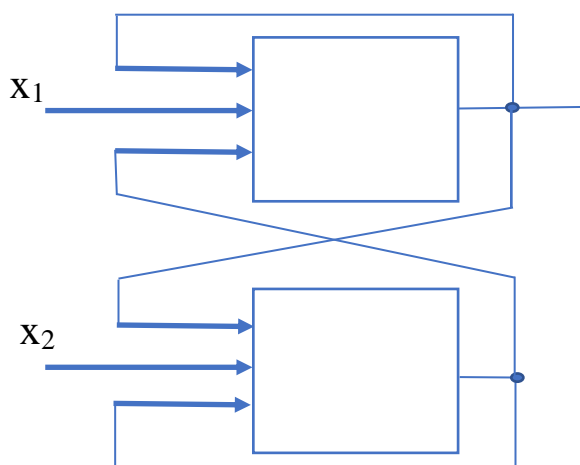


Рисунок В.1 – Схема BS-триггера на двух нейронах с сигмоидальной функцией активации

Предполагается, что каждый из элементов BS-триггера описывается сигмоидальной (конкретно, логистической) функцией активации

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

где

$$x = w_1 q_1 + w_2 q_2 + w_3 q_3 \quad (B.2)$$

w_i – весовые коэффициенты, q_i – переменные, описывающие состояние входы нейрона, α – постоянный для данной схемы коэффициент.

Конкретно, для BS-триггера предполагается (рисунок В.1), что подключение симметрично, а весовые коэффициенты, отвечающие обратным связям в данной схеме, одинаковы. Иначе говоря, такой BS-триггер описывается системой уравнений

$$\begin{cases} f_1 = f(z + x_1) \\ f_2 = f(z + x_2) \\ z = k \cdot (f_1 + f_2) \end{cases} \quad (\text{B.3})$$

Переменные x_1 и x_2 в формулах (B.3) могут принимать значения, лежащие в пределах от -1 до +1.

Рассмотрим вначале характер возможных решений системы уравнений (B.3) на качественном уровне, воспользовавшись графическим построением. Построим на одном и том же графике (рисунок B.2) зависимости функций

$$F_1 = f(z + x_1) + f(z + x_2) \quad (\text{B.4})$$

$$F_2 = \frac{z}{k} \quad (\text{B.5})$$

Как следует из (B.3), точки пересечения кривых, задаваемых уравнениями (B.4) и (B.5), будут отвечать решениям (B.3).

Точнее, точки на оси Oz , которые отвечают пересечениям графиков, представленных на рисунке B.2, отвечают тем значениям z , при которых уравнения (B.3) имеют решения. Тем самым, рассматривая такие построения как показанное на рисунке B.2, можно качественно определить число решений, которые может иметь система уравнений (B.3). В частности, при значениях параметров, указанных в подписи к рисунку B.2, данная система уравнений будет иметь три решения. Существует диапазон значений переменных x_1 и x_2 при котором решений будет пять (рисунок B.3). Существуют также и диапазоны значений переменных, при которых будет реализовываться только единственное решение.

Характер функции F_1 определяется тем, что она фактически описывает два перехода: от значения -2 к значению 0 и от значения 0 к значению +2. Области этих переходов могут быть как разнесены по оси Oz , так и перекрываться, но в любом случае, можно установить соответствие между значениями функций f_1 и f_2 в областях до и после рассматриваемых переходов и логическими переменными по очевидному правилу:

$$\begin{cases} -1 \leftrightarrow 0 \\ +1 \leftrightarrow 1 \end{cases} \quad (\text{B.6})$$

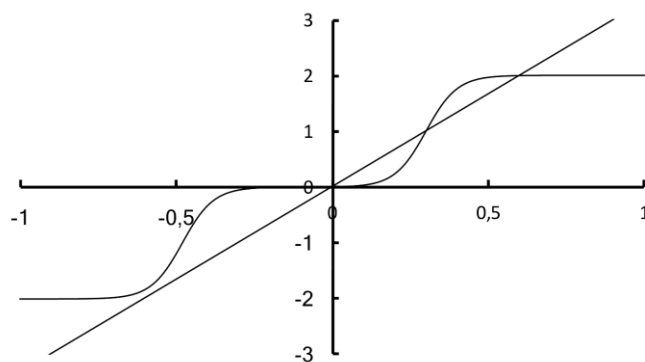


Рисунок В.2 – Графическое построение для отыскания решений системы уравнений (В.3) при $\alpha=10$, $k=0,3$, $x_1=-0,3$, $x_2=0,48$.

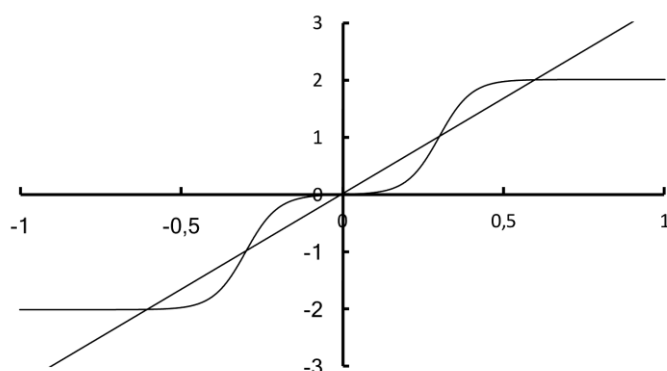


Рисунок В.3 – Графическое построение для отыскания решений системы уравнений (В.3) при $\alpha=10$, $k=0,3$, $x_1=-0,3$, $x_2=0,3$.

Данное сопоставление подчеркивает, что рассматриваемую схему действительно можно рассматривать по аналогии с существующими типами триггеров. Функции f_1 и f_2 по отдельности могут выходить на два возможных состояния насыщения, которым соответствуют значения -1 или $+1$. Используя сопоставление (Б.6), можно утверждать, что тем самым в данной схеме могут реализовываться состояния, отвечающие всем возможным комбинациям логических переменных $(0,0)$; $(0,1)$; $(1,0)$; $(1,1)$.

Состояние $(0,0)$ отвечает случаю, когда решение, определяемое пересечением функций $F_1(z)+F_2(z)$ и z/k , лежит в области, близкой к $z=-2$. Состояния $(0,1)$ и $(1,0)$ отвечают случаю, когда указанное решение лежит в области, близкой к $z=0$, а состояние $(1,1)$ – области, близкой к $z=2$. Представленные выше графики показывают, что все четыре комбинации логических переменных действительно могут быть реализованы. Более полную картину дают трехмерные графики, показанные на рисунке В.4 а, б.

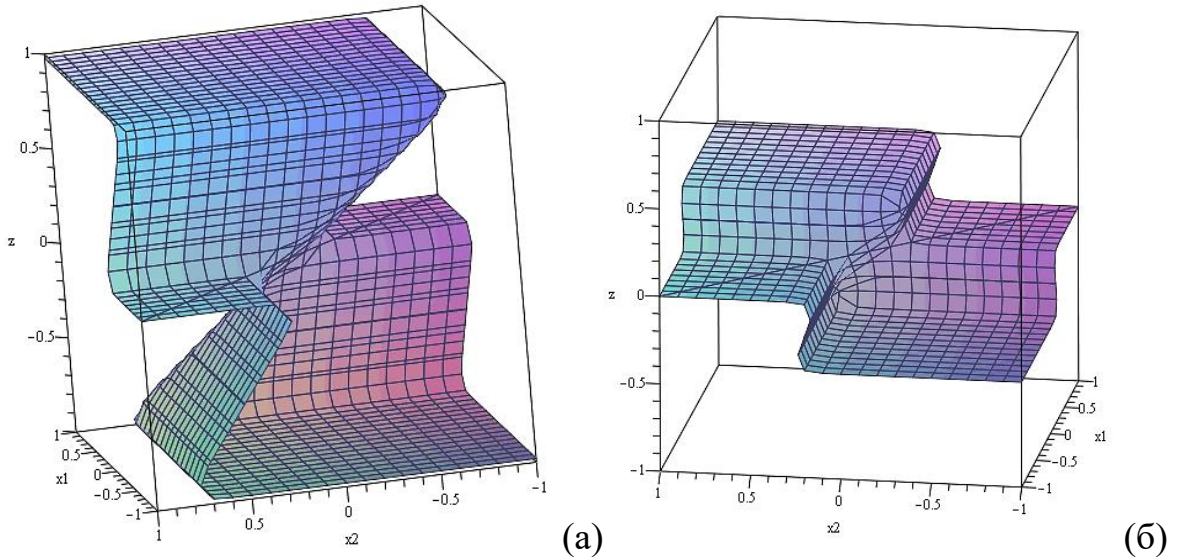


Рисунок В.4 – Трехмерный график зависимости решения z системы уравнений (В.3) от переменных x_1, x_2 при $\alpha=10, k=0,49$ (а) и при $\alpha=10, k=0,2$ (б)

Полученные графики показывают, что в рассматриваемой системе имеет место своего рода «двумерный гистерезис», когда переходы между различными состояниями зависят от пути, по которому движется изображающая точка в плоскости (x_1, x_2) , рисунке В.5.

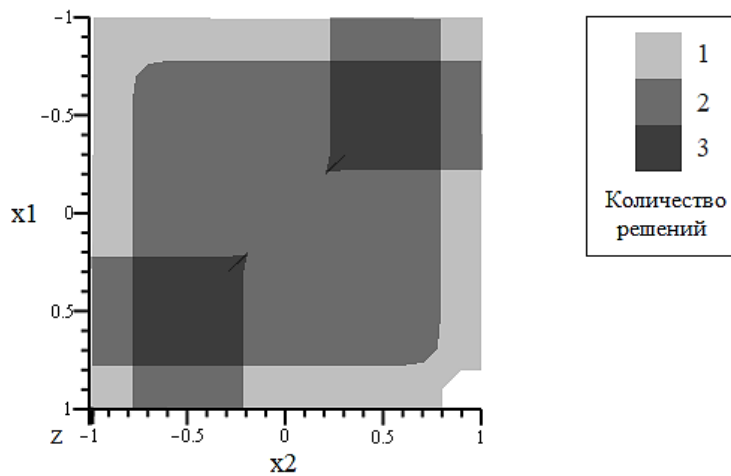


Рисунок В.5 – Карта решений для BS-триггера на основе двух нейронов; при параметрах $\alpha = 10, k = 0,5$