

Федеральное государственное автономное
образовательное учреждение
высшего образования
«СИБИРСКИЙ ФЕДЕРАЛЬНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ»
Институт фундаментальной биологии и биотехнологий
Кафедра биофизики

УТВЕРЖДАЮ
Заведующий кафедрой

БАКАЛАВРСКАЯ РАБОТА

06.03.01 Биология

Сравнительный анализ паттернов игры «камень-ножницы-бумага» с участием
нейронной сети, обученной с человеком и нейронной сети, обученной с
автоматом

Руководитель _____ д. ф.-м. н. С.И. Барцев

Выпускник _____ Т.Ю. Кийкова

Красноярск 2020

РЕФЕРАТ

Выпускная квалификационная работа по теме «Сравнительный анализ паттернов игры «камень-ножницы-бумага» с участием нейронной сети, обученной с человеком и нейронной сети, обученной с автоматом», содержит 47 страниц текстового документа, 28 рисунков, 5 формул, 1 приложение, 40 источников.

НЕЙРОННЫЕ СЕТИ, РЕФЛЕКСИЯ, ПРИРОДА СОЗНАНИЯ, ТЕОРИИ О СОЗНАНИИ, КОГНИТИВНАЯ НЕЙРОНАУКА, РЕФЛЕКСИВНЫЕ ИГРЫ.

Цель работы:

- выявление характерных паттернов рефлексивной игры «камень-ножницы-бумага» в играх «человек vs нейросеть» и «нейросеть vs нейросеть».

В результате работы были созданы программные симуляторы нейросетей, одна из которых играет в «камень-ножницы-бумага» с человеком, а вторая играет в данную игру с другой нейросетью, накопленные данные по динамике игр нейросети с человеком и нейросети с нейросетью были проанализированы с целью выявления типичных или характерных игровых паттернов и после сопоставлены с данными по результатам игр людей друг с другом.

В итоге было выявлено, что паттерны игры нейросетевых моделей и человека демонстрируют высокую вариативность, при этом наблюдается их разделение на две основные группы. Причиной большой разницы в игровых моделях может являться наличие рефлексивного представления противника у одного или обоих игроков. Однако, т.к. распределения игровой динамики относительно функции амплитуды и фазы преобразований Фурье не совпадают, видится необходимым проведение более глубоких исследований. В дальнейшем результаты данных исследований могут быть использованы для выявления природы сознания и создания продвинутого искусственного интеллекта.

СОДЕРЖАНИЕ

Введение.....	4
1. Обзор литературы	5
1.1. Сознание	5
1.1.1. Теории о сознании.....	5
1.1.2. Когнитивная нейронаука	8
1.2. Рефлексия	9
1.2.1. Рефлексивные игры.....	11
1.3. Нейросети	12
1.3.1. Первые работы с нейросетями.....	12
1.3.2. Искусственные нейронные сети	12
1.3.3. Перцептрон	15
1.3.4. Рекуррентные нейронные сети	16
1.3.5. Обучение нейронных сетей.....	17
1.3.6. Обратное распространение ошибки	19
1.4. Рефлексивные игры и человек	21
2. Материалы и методы	23
3. Результаты работы	27
Заключение	38
Список использованных источников	39
Приложение а.....	43
Дополнительные примеры динамик.....	43

ВВЕДЕНИЕ

Проблема сознания по-прежнему остаётся актуальной в наши дни. Ни одна из существующих теорий не даёт ответа на вопросы связанные с природой сознания.

Одним из развивающихся направлений в сфере изучения сознания является «когнитивная нейронаука», цель которого состоит в обнаружении нейронных коррелятов, лежащих в основе когнитивных феноменов. Основой когнитивной нейронауки, является теория, что каждый сознательный феномен сопровождается возбуждением определенных групп нейронов. Цель исследований в этой сфере, это определение минимального достаточного объема нейронов или минимальной активности нервной системы, которая обязательно сопровождает то или иное осознаваемое переживание.

В. Лефевр в своей работе «Рефлексия» утверждает, что субъектность (сознание) связана с наличием внутреннего представления внешнего мира, в том числе, включающим образ самого объекта. Данный тип построения внутреннего представления он назвал «рефлексией». Используя простую математическую модель рефлексии, построенную на основе простых аксиом, Лефевр объяснил результаты ряда психологических экспериментов, которые ранее не имели объяснения.

Обобщая опыт успешного моделирования простыми моделями такого сложного свойства сознания, как рефлексия и положения теории о нейронных коррелятах, можно предположить, что многие свойства, характерные для сознания, могут концептуально изучаться на простейших нейронных сетях.

1. Обзор литературы

1.1. Сознание

1.1.1. Теории о сознании

Одним из наиболее интригующих вопросов, на сегодняшний день не имеющих ответа, является вопрос о природе сознания. В последние годы довольно широко развернулись различные научные исследования, посвящённые изучению данной проблемы.

Любая теория о сознании не должна противоречить фундаментальным законам физики и биологии (по большей части теории эволюции). Интересны предположения о том, что природа сознания может быть близка к энергии, тем не менее, всё ещё нет каких-либо подтверждений существования сознания без мозга, поэтому многие из исследований направлены на выявление связи между мозгом и сознанием.

Многие теории о сознании довольно молоды. Например, на протяжении большей части XX века доминировал бихевиоризм, который вовсе отрицал значение сознания, и считалось, что изучения достойно лишь объективное поведение животных и людей.

Однако ближе к началу XXI века стали всё чаще появляться различные исследования, подтверждающие связь между мозгом и сознанием. Считается, что не все области мозга связаны с ним. Зачастую говорят о том, что таламо-кортикальная система и связанные с ней подкорковые ядра являются основными зонами, связанными с сознанием.

Довольно интересными являются исследования Р. Сперри о разделённом сознании [1,2]. В 1981 г. он получил(совместно с Д. Хьюбелом и Т. Визелом) Нобелевскую премию по физиологии и медицине «За открытия, касающиеся функциональной специализации полушарий головного мозга» [3]. Доктор Сперри занимался изучением методов лечения больных эпилепсией, страдающих судорожными припадками, очень часто возникающими из-за расстройства обратных связей между двумя полушариями. В ходе исследований он рассекал мозолистое тело, что приводило к потере связи между полушариями. Левое полушарие

довольно часто доминирует над правым, но, когда связь между ними потеряна, правое полушарие перестаёт быть контролируемым левым. После тщательного исследования пациентов с разделённым мозгом доктор Сперри пришёл к выводу, что, довольно вероятно, в одном мозге могут существовать два отдельных сознания, связанных с разными полушариями. Таким образом, можно сказать не только о том, что возможно сознание связано с определёнными структурами в мозге, но и также что два сознания могут обитать в одном мозге. Совместно со Сперри работал нейропсихолог М. Газзанига, который также в своих работах описывал пациентов с синдромом «расщеплённого мозга» и методы изучения состояний с разделённым сознанием [4]. Кроме того, Газзанига является одним из ведущих исследователей в области когнитивной нейронауки.

В XXI в. стали появляться различные теории о сознании, базирующиеся на различных философских и методологических основаниях. В своей книге «Психология сознания» А. Ревонсуо приводит обзор различных теорий, начиная с философской проблемы «душа-тело», которую рассматривают дуалистические и монистические теории, заканчивая описанием когнитивной нейронауки и основных её областей, таких как нейропсихология сознания, нейрональные корреляты сознания, теории сознания и изменённые состояния сознания. Ревонсуо также пишет о двух основных источниках получения информации, при изучении связи между мозгом и сознанием, а именно:

- 1) нейропсихологические исследования больных, которые перенесли травмы мозга, затрагивающие те или иные аспекты сознания;
- 2) лабораторные исследования естественной мозговой активности, или искусственная стимуляция мозга у здоровых испытуемых, в мозге которых обнаруживаются определённые феномены сознания в контролируемых условиях [5].

Довольно подробное, но несколько одностороннее обсуждение природы сознания содержится в книге Д. Челмерса «Сознающий ум» [6].

Некоторые исследователи придерживаются мнения, что существует некая градация осознанности у животных, которая зависит от строения нервной системы.

Человека выделяет на фоне всех остальных животных способность «путешествовать во времени», т.е. способности анализировать своё прошлое или строить планы на будущее, которыми он обязан сложному строению коры головного мозга [7]. Таким образом, получается, что «настоящим» сознанием может обладать только человек. Однако, Н. Клейтон и Э. Дикинсон в своём исследовании [8] смогли показать, что сойки, как и многие другие птицы, также, как и люди могут анализировать своё прошлое. Сойки легко запоминали, где и когда они оставили на хранение пищу, и, кроме того, какую пищу они там оставили и насколько долго она может храниться. Что заставляет задуматься о том, что вполне возможно, что животные с менее сложно устроенным мозгом, чем у человека, также могут обладать сознанием.

В настоящее время есть несколько проектов, пытающихся воссоздать структуры различных частей нервных систем животных и человека. Например, международный проект “OpenWorm”, в котором исследователи пытаются осуществить построение детальной вычислительной модели нематоды *Caenorhabditiselegans*, нервная система которой состоит из ~300 нейронов. Моделирование осуществляется на достаточно детальном уровне от динамики мембранных потенциалов, до нейромускульного сопряжения, и до гидродинамики передвижения тела [9]. Получены интересные результаты, в частности воссозданы типичные телесные реакции нематоды на некоторые внешние воздействия [10], показано, что помимо синаптической структуры нервной системы большую роль играют межнейронные контакты и диффузия нейромедиаторов, причем организация этих систем различается [11]. Также весьма интересен совместный проект компании IBM и Швейцарского федерального технического института Лозанны, который носит название «BlueBrainProject» [12]. В рамках данного проекта производится компьютерное моделирование головного мозга человека. Создаются нейронные колонки (содержащие $\sim 10^3 - 10^4$ нейронов), которые являются структурной единицей новой коры головного мозга. В настоящее время команда работает над «режимом реального времени», когда процессорами за 1 секунду моделируется 1 секунда реального времени работы мозга.

Есть и попытки рассмотрения природы сознания через вовлечение физических теорий. А.Д. Панов в своей работе [13] анализирует прогнозы в отношении создания сильного искусственного интеллекта в ближайшие десятилетия (а именно обсуждает противостояние технологической сингулярности и теоремы Р. Пенроуза). В работе С. Хамероффа и его коллег [14] рассматривается применение методологии квантовой физики в исследовании природы сознания, а именно квантовая основа когнитивных процессов. В центре этих подходов находятся микротрубочки, которые являются субстратом, на котором могут строиться сознательные процессы.

1.1.2. Когнитивная нейронаука

Некоторые исследователи считают, что наука не способна объяснить всё в природе, но может описать её математически. А. Ю. Хренников в своей книге [15] пишет о том, что нет никакой пропасти в объяснении взаимоотношений духа и материи, и что «объяснить» эти взаимоотношения невозможно, как невозможно «объяснить» взаимоотношения материи и электричества. По его мнению, проблема «дух-материя» — это проблема построения математической модели, физические и ментальные переменные в которой будут описывать духовно-физические процессы.

Именно в направлении выявления закономерностей и построения моделей движется когнитивная наука, основой которой является накопление фактов о физически измеримых характеристиках мозговой активности и сопровождающих их ментальных процессах. Первопроходцами в данном направлении являются Нобелевский лауреат Ф. Крик и С. Кох, которые предложили отказаться от попыток дать научное определение сознания и от поисков жёстких причинно-следственных связей между нейрофизиологическими и психическими процессами. В своей работе [16] они пишут о том, что, по их мнению, проблема сознания может быть решена только с помощью объяснений на нейронном уровне, т.к. аргументы на когнитивном уровне, хоть и важны, но не смогут самостоятельно быть достаточно убедительными для выяснения природы сознания. Попытки выявить внутреннюю структуру весьма сложной системы с использованием подхода «чёрного ящика» никогда не приведут к уникальным ответам, т.е. такие методы сами по себе

недостаточно эффективны для решения проблемы. Таким образом, более плодотворным является изучение корреляции между нейрофизиологическими и психическими процессами, а именно выявление нейронных коррелятов сознания (НКС-концепция). Одним из открытий, которые мотивировали поиск нейронных коррелятов сознания, является наличие обработки большого количества информации в отсутствие сознания (Кох называет эти процессы «агентами-зомби»). Впервые наблюдавшаяся у неврологических пациентов бессознательная обработка позже была замечена во многих исследованиях нейровизуализации. Сравнение условий, в которых одна и та же информация обрабатывается осознанно и неосознанно, является ключевым для нейронных коррелятов сознания [17].

В рамках НКС-концепции разрабатываются различные модели нейронной организации, обеспечивающей проявления феноменов сознания [18], оценивающих условия его существования [19], и, кроме того, предлагаются меры для оценки степени осознанности [20]. Многие из таких моделей пытаются объяснить природу сознания практически во всей сложности его проявлений. Однако сейчас также ведётся работа по моделированию феноменов сознания на достаточно простых нейросетевых моделях. Такие, сравнительно простые модели целесообразны, когда моделируются не все функции сознания на уровне человеческого мозга, а обособляются некоторые конкретные существенные свойства сознания. Одним из таких ключевых свойств видится рефлексия, которую в широком смысле можно понимать, как отображение внешнего мира во внутренних паттернах нейронной активности, и в узком, как отображение субъекта во внутренней картине мира.

Исследование сознания не целиком, но по определённым его свойствам, видится более целесообразным, т.к. в таком случае будет наиболее удобно сформулировать определённые критерии, по которым позже будет проводиться оценка осознанности. Именно поэтому важно выделить ключевые свойства сознания и изучить каждое отдельно.

1.2. Рефлексия

Эволюционно рефлексия возникла как средство улучшения стратегий поведения [21], свойства сознания, включая непосредственное восприятие, возникает с рефлексией [22], а в основе формирования самости (Я) лежит взаимодействие между самореферентными процессами в определенных отделах мозга [23].

Рефлексия себя отсутствует на ранней стадии развития личности и появляется по мере взросления индивидуума. Онтогенез, в некоторой степени, воспроизводит эволюционные изменения в ходе филогенеза, т.о. поэтапное моделирование сначала рефлексии в широком смысле, а потом в узком, соответствует распространённой логике моделирования систем «от простого к сложному».

Рефлексия субъекта относительно своих собственных представлений о реальности, принципах своей деятельности и т.д. называется авторефлексией или рефлексией первого рода. Рефлексия второго рода имеет место относительно представлений о реальности, принципах принятия решений, авторефлексии и т.д. других субъектов [24].

Дж. Шмитхубер описал Машину Гёделя [25], компьютер, способный переписывать любую часть своего исходного кода. На её основе он математически доказал ценность рефлексии, как способности к оценке и изменению собственного поведения.

С помощью математической модели рефлексии В.Лефевр объяснил результаты целого ряда психологических экспериментов, которые прежде не имели удовлетворительного объяснения [26].

Этот опыт успешного моделирования эмпирически сложного свойства сознания – рефлексии с помощью простой математической модели и ориентация НКС-концепции на выявление минимальных нейронных структур, свидетельствует о том, что многие свойства сознания, включая рефлексия, можно исследовать на простых естественных и искусственных нейронных сетях.

1.2.1. Рефлексивные игры

Согласно логике эвристического моделирования рефлексивных процессов, следует изучать виды поведения, которые включают в себя минимальный вклад других когнитивных функций. Такие требования согласуются с использованием рефлексивных игр.

Рефлексивная игра в социуме — процесс социального взаимодействия, в ходе которого каждый из участников игры осуществляет рефлексивное управление другими участниками, пытаясь реализовать имеющуюся у него управленческую стратегию для формирования собственного варианта социальной действительности [27].

Теория игр — раздел прикладной математики, исследующий модели принятия решений в условиях несовпадения интересов игроков, когда каждая сторона стремится воздействовать на развитие ситуации в собственных интересах [28]. Согласно данной теории, в любой конечной некооперативной игре существует «непобедимая» стратегия, которая носит название равновесие Нэша. Для рефлексивных игр равновесию Нэша будет соответствовать полностью случайный выбор хода.

Для изучения рефлексии на искусственных нейронных сетях возможно использование таких рефлексивных игр, как например «камень-ножницы-бумага». В данном случае рекуррентные нейронные сети выступают в роли простейшей модели игрока. В ходе рефлексивной игры новые игровые стратегии постоянно генерируются в зависимости от предыдущих ходов противника. Таким образом, видится возможным отследить появление рефлексии в работе нейросети в процессе обучения. Позже эти данные могут быть использованы не только для расширения знаний о функционировании человеческого мозга, но и для построения и совершенствования искусственного интеллекта.

1.3. Нейросети

1.3.1. Первые работы с нейросетями

Одной из первых работ в области искусственных нейронных сетей в 40-х годах была работа МакКаллока и Питтса[29], где они писали о том, что работу нервной системы можно описывать с мощью логики высказываний и предложили использовать бинарный пороговый элемент в качестве модели искусственного нейрона.

Одновременно с прогрессом в нейроанатомии и нейрофизиологии психологами были созданы модели человеческого обучения. Наиболее плодотворной такой моделью оказалась модель Д. Хэбба. В 1949г. он предложил закон обучения, который стал стартовой точкой для алгоритмов обучения искусственных нейронных сетей [30].

В пятидесятые и шестидесятые годы, объединив биологические и физиологические подходы, были созданы первые искусственные нейронные сети, первоначально выполненные как электронные сети, они были позднее перенесены в более гибкую среду компьютерного моделирования. Появились теорема сходимости перцептрона Розенблатта[31], а также работа Минского и Пейперта [32], описывающая ограниченные возможности простейшего перцептрона. Примерно через 20 лет Дж. Хопфилд предлагает энергетический подход в его работе [33], кроме того, впервые П. Вербосом предложен алгоритм обратного распространения для обучения многослойного перцептрона [34].

1.3.2. Искусственные нейронные сети

Работа ансамблей биологических нейронов активно изучается и на сегодняшний день и это может найти применение при построении искусственного интеллекта.

Искусственные нейронные сети индуцированы биологией, так как они состоят из элементов, функциональные возможности которых аналогичны большинству элементарных функций биологического нейрона. Данные

элементы организуются по способу, который может соответствовать (или не соответствовать) строению мозга. Несмотря на несколько поверхностное сходство, искусственные нейронные сети демонстрируют многие свойства присущие мозгу [30].

Искусственная нейронная сеть — математическая модель, а также её программное или аппаратное воплощение, построенная по принципу организации и функционирования биологических нейронных сетей — сетей нервных клеток живого организма.

Нейронные сети являются отличной моделью обработки сигналов. Нейроны имеют такую особенность, как узконаправленная передача сигналов и требуют наличия сложных механизмов для передачи и интеграции информации.

Искусственные нейронные сети способны изменять свое поведение в зависимости от среды, в которой они находятся. Тот интерес, который они вызывают у исследователей, основан в большей степени именно на этом факторе. Было разработано множество обучающих алгоритмов, каждый со своими сильными и слабыми сторонами [30].

Нейронная сеть сходна с мозгом по двум признакам:

1. Информация в виде сигналов поступает в нейронную сеть из окружающей среды, и используются в процессе обучения
2. В ходе обучения нейронная сеть, за счет изменения синаптических весов, определяющих силу связи между нейронами, формирует определенные навыки реагирования на входные сигналы [35].

Единицей такой сети является искусственный нейрон, который имитирует работу нейрона мозга, по аналогии с которым он может быть либо возбуждён, либо заторможен. У нейронов есть входы, или синапсы, которые характеризуются весом синаптической связи (электрической проводимости нейрона). Состояние нейрона определяется, как сумма состояний его входов. Состояние входа можно найти, умножая значение на входе синапса на вес данного синапса. Значение на выходе нейрона – это функция от его состояния.

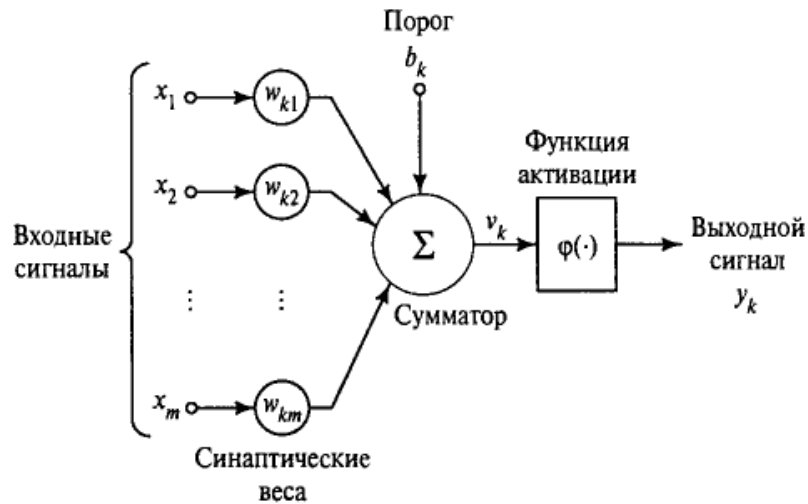


Рисунок 1.1 - Нелинейная модель нейрона [35]

В модели нейрона на рис.1.1. можно выделить три основных элемента:

1. Набор синапсов (связей), каждый из которых характеризуется своим весом. Сигнал x_j на входе синапса j , связанного с нейроном k , умножается на вес w_{kj} .
2. Сумматор складывает входные сигналы, взвешенные относительно соответствующих синапсов нейрона.
3. Функция активации (сжатия) ограничивает амплитуду выходного сигнала нейрона. Нормализованный диапазон амплитуд выхода нейрона находится на промежутках $[0,1]$ или $[-1,1]$.

Функционирование нейрона k можно описать как:

$$u_k = \sum_{j=1}^m w_{kj} x_j, \quad (1.1)$$

$$y_k = \varphi(u_k + b_k) \quad (1.2)$$

Где x_1, x_2, \dots, x_m – входные сигналы; $w_{k1}, w_{k2}, \dots, w_{km}$ – синаптические веса нейрона k ; u_k – линейная комбинация взаимодействий; b_k – порог, отражает увеличение или уменьшение входного сигнала, подаваемого на функцию активации; $\varphi(\cdot)$ – функция активации; y_k – выходной сигнал.

Число слоев и число нейронов в каждом слое нейросети может быть произвольным.

Преимуществами нейронных сетей перед обычными алгоритмами искусственного интеллекта являются, во-первых, распараллеливание обработки информации, во-вторых, способность самообучаться, т.е. создавать обобщения.

1.3.3. Перцептрон

Перцептрон — математическая, компьютерная или электронная модель восприятия информации мозгом (кибернетическая модель мозга).

Перцептрон представляет собой простейшую форму нейронной сети, предназначенную для классификации линейно-разделимых сигналов. Простейший перцептрон состоит из одного нейрона с настраиваемыми синаптическими весами и порогом. Такой перцептрон способен выполнять задачи разделения только двух гипотез[35].

Элементарный перцептрон, имеющий в своём строении более одного нейрона, состоит из элементов трёх типов: S-элементов, A-элементов и одного R-элемента. S-элементы — это слой сенсоров или рецепторов. В физическом воплощении они соответствуют, например, светочувствительным клеткам сетчатки глаза или фоторезисторам матрицы камеры. Каждый рецептор может находиться в одном из двух состояний — покоя или возбуждения, и только в последнем случае он передаёт единичный сигнал в следующий слой, ассоциативным элементам.

Перцептрон может быть, как однослойным (модель, в которой входные элементы напрямую соединены с выходными с помощью системы весов), так и многослойным (модель, в которой присутствуют дополнительные слои A-элементов). В однослойном перцептроне входные элементы напрямую соединены с выходными с помощью системы весов. Данный тип используется для решения задач линейной классификации. В многослойных перцептронах задействованы, помимо входного и выходного слоёв, скрытые слои нейронов, которые сообща справляются с одной и той же задачей.

Одним из методов обучения многослойных перцептронов, является алгоритм обратного распространения ошибки. Данный вид обучения предполагает два пути передачи по всем слоям сети: прямого и обратного. При прямом проходе на входной слой нейронной сети подаётся сигнал, который после распространяется по сети от слоя к слою. В результате генерируется набор выходных сигналов. Все синаптические веса сети фиксированы, как при прямом, так и при обратном движении. После прямого и обратного прохождения сигналов веса меняются, причём величина изменения каждого синапса зависит от соотношения прямого сигнала и ошибки нейрона, которая была определена при обратном распространении ошибки. Синаптические веса настраиваются с целью максимального приближения выходного сигнала сети к желаемому.

1.3.4. Рекуррентные нейронные сети

Существуют две базовые архитектуры нейронных сетей – слоистые и рекуррентные. В слоистых сетях нейроны расположены отдельными слоями. Нейроны первого слоя получают входные сигналы, преобразуют их и через точки ветвления передают нейронам второго слоя и процедура повторяется для каждого слоя. В рекуррентных же сетях каждый нейрон передает свой выходной сигнал всем остальным нейронам, включая самого себя.

Рекуррентные нейронные сети имеют хотя бы одну обратную связь. В отличие от многослойных перцептронов, рекуррентные сети могут использовать свою внутреннюю динамическую память для обработки последовательностей произвольной длины.

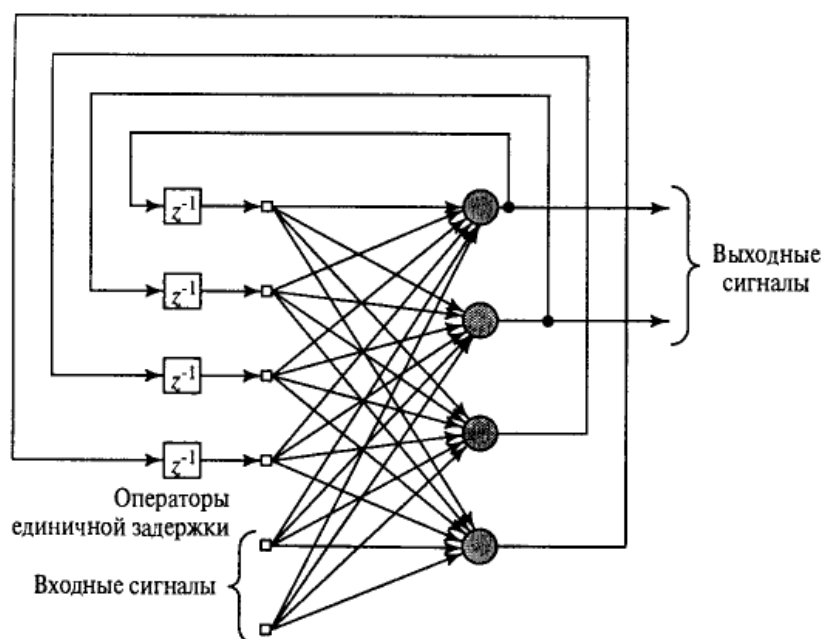


Рисунок 1.2 - Рекуррентная сеть [35]

Виды архитектуры рекуррентных сетей:

1. Полностью рекуррентная сеть (сеть строится из узлов, каждый из которых соединён со всеми другими узлами)
2. Рекурсивная сеть (более общий случай рекуррентных сетей, когда сигнал в сети проходит через структуру в виде дерева)
3. Нейронная сеть Хопфилда (сеть, в которой все соединения симметричны)
4. Сеть Элмана (трёхслойная нейронная сеть с добавлением «контекстных блоков»)
5. Сеть Джордана (подобна сети Элмана, но контекстные блоки связаны не со скрытым слоем, а с выходным)
6. Эхо-сети (характеризуются одним скрытым слоем со случайными редкими связями между нейронами)

1.3.5. Обучение нейронных сетей

Обучение – процесс, в котором свободные параметры нейронной сети настраиваются посредством моделирования среды, в которую эта сеть встроена. Тип обучения определяется способами подстройки этих параметров.

Важнейшим свойством нейросетей является их способность к обучению на основе данных окружающей среды и в результате обучения повышать свою производительность. Обучение нейронной сети происходит посредством интерактивного процесса корректировки синаптических весов и порогов.

Благодаря обучению нейросетей, используя их как модели, можно изучать довольно интересные свойства, характерные живым организмам, как например, явления импринтирования. Относительно простая модель в этом случае позволяет наблюдать довольно сложное поведение, в частности обобщение исходных ситуаций, проявляющееся, помимо сглаживания траекторий движения, также в способности реагировать на условия, не похожие на условия, предъявленные при обучении. Кроме того, при помощи нейросетей возможно создание моделей формирования первичных поведенческих паттернов. Особенностью в таком случае является фиксация в режиме импринтинга только завершающих действий, приведших к успеху или к уже знакомой запечатленной ситуации, которая также ведёт к успеху. Спустя некоторое время непрерывная цепочка правильных действий становится длиннее — максимально используется предыдущий позитивный опыт, при этом негативный — «забывается». В итоге можно наблюдать постепенную замену случайного поиска целенаправленными действиями, что наблюдается и у детенышей животных [37,37].

Не существует универсального алгоритма обучения, подходящего для всех архитектур нейронных сетей. Алгоритмы обучения отличаются между собой способом настройки синаптических весов нейронов. Кроме того, ещё одной отличительной чертой является способ связи обучаемой нейросети с внешним миром [35]. Обучение искусственной нейронной сети может вестись как с учителем, так и без него. При обучении с учителем задаются значения входных и нужных выходных сигналов, а сеть, используя алгоритм, подстраивает веса синаптических связей. При самостоятельном обучении, веса изменяются по алгоритму, воспринимающему только входные сигналы и производные от них сигналы, самостоятельно формируя выходные сигналы.

Существуют некоторые параметры, которые задаются вручную:

1. Скорость обучения

При слишком низкой скорости, даже после обучения нейронной сети в течение длительного времени, она будет далека от оптимальных результатов.

2. Функция активации

Функция активации задаёт преобразование взвешенной суммы на входе нейрона и определяет выходной сигнал. Наиболее простая форма функции активации – двоичная (нейрон либо возбуждается, либо нет).

3. Функция потерь

Функция потерь используется для расчета ошибки между реальными и полученными ответами. Таким образом, функция потерь помогает минимизировать ошибку при обучении нейронной сети. Среднеквадратичное отклонение – самая простая функция потерь и наиболее часто используемая

Основные модели обучения:

- 1) обучение, основанное на коррекции ошибок
- 2) обучение на основе памяти
- 3) обучение Хебба
- 4) конкурентное обучение
- 5) обучение Больцмана

1.3.6. Обратное распространение ошибки

Долгое время отсутствовал какой-либо теоретически обоснованный алгоритм обучения многослойных искусственных нейронных сетей.

Обратное распространение – это систематический метод для обучения многослойных искусственных нейронных сетей. В 1974 году впервые был описан А. И. Галушкиным [38], а также параллельно независимо Полом Дж. Вербосом [34].

Распространение сигналов ошибки от выходов сети к её входам, в направлении, обратном прямому распространению сигналов в обычном режиме работы, является основной идеей метода обратного распространения ошибки.

С.И. Барцев и В.А. Охонин предложили принцип двойственности, применимый к более широкому классу систем, включая системы с запаздыванием, распределённые системы, и т. п. [39].

Целью обучения сети является такая подстройка её весов, чтобы приложение некоторого множества входов приводило к требуемому множеству выходов. Эти множества входов и выходов можно называть векторами. Предполагается, что при обучении для каждого входного вектора есть парный ему целевой вектор, задающий нужный выход.

Для обучения сети обратного распространения требуется выполнение ряда операций:

1. Выбор очередной обучающейся пары из обучающего множества и подача входного вектора на вход сети.
2. Вычисление выхода сети.
3. Вычисление разности между выходом сети и целевым вектором обучающейся пары.
4. Корректировка весов сети для минимизации ошибки.
5. Повторение первых четырёх шагов для каждого вектора обучающего множества, пока ошибка на всем множестве не достигнет приемлемого уровня [30].

Существует два режима реализации метода обратного распространения ошибки :

1. Стохастического градиентного спуска (немедленно после вычисления выхода сети на одном образце вводятся поправки в весовые коэффициенты)
2. Пакетного градиентного спуска (функция потерь вычисляется для всех образцов после окончания эпохи, после чего вводятся поправки весовых коэффициентов нейрона).

Искусственные нейронные сети представляются довольно удачной моделью для поиска минимальных коррелятов сознания, т.к. они являются

сравнительно простыми и удобными математическими, программными и автоматными воплощениями структуры и работы их биологических прообразов (нейронных сетей живого мозга). Искусственные нейросети способны к обучению, что позволяет их применять для изучения рефлексии, которая, как описывалось выше, является одним из ключевых свойств сознания.

1.4. Рефлексивные игры и человек

Игра «камень-ножницы-бумага» является базовой модельной системой для изучения процесса принятия решений людьми в конкурентной среде, связанной с этой социальной динамикой и неравновесной термодинамикой. Предполагая идеальную рациональность игроков, которые играют в «камень-ножницы-бумага» внутри группы (несколько партий, с различными оппонентами), классическая теория игр предсказывает, что отдельные игроки будут полностью рандомизировать свой выбор действий, чтобы их поведение было непредсказуемым для оппонента. Это называется смешанной стратегией равновесия Нэша, т.е. каждый игрок выбирает три действия с равной вероятностью $1/3$ в каждом раунде игры. С другой стороны, эволюционная теория игр опускает предположение о рациональности и рассматривает игру «камень-ножницы-бумага» с точки зрения эволюции и адаптации. Эволюционные модели, основанные на различных правилах микроскопического обучения, обычно предсказывают циклические эволюционные паттерны для предельного распределения действий (смешанная стратегия) каждого игрока.

Были найдены убедительные доказательства того, что игра «камень-ножницы-бумага» является внутренне неравновесной системой, которая не может быть полностью описана концепцией равновесия Нэша, и скорее демонстрирует устойчивые циклические движения на уровне популяции. Циклическое повторение и случайное принятие решений связаны простым механизмом ответной реакции на условия. Эта простая стратегия реагирования

на условия, в которой стратегия «выиграл-оставь, а проиграл-измени» представляет собой особый случай, и является психологически более привлекательна для людей с ограниченной рациональностью. Если все игроки адаптируют одну и ту же стратегию реагирования на условия и переходные параметры этой стратегии выбираются оптимальным образом, то эта стратегия превзойдет смешанную стратегию равновесия Нэша с точки зрения получения наилучшего результата для отдельного игрока. Однако, предельное распределение действий отдельных игроков неотличимо от такового в равновесной смешанной стратегии Нэша[40].

Весьма удачным аспектом является возможность использования одних и тех же игр в исследованиях, как с людьми, так и с искусственными нейронными сетями, т.к. это упрощает процесс сравнения результатов. Их анализ позволит понять, схожа ли работа искусственных нейронных сетей с работой человеческого мозга, обладающего сознанием.

2. Материалы и методы

В ходе работы на базе открытой среды разработки программного обеспечения Lazarus были созданы нейросети, одна из которых играет в «камень-ножницы-бумага» с человеком, вторая же играет в данную игру с другой нейросетью.

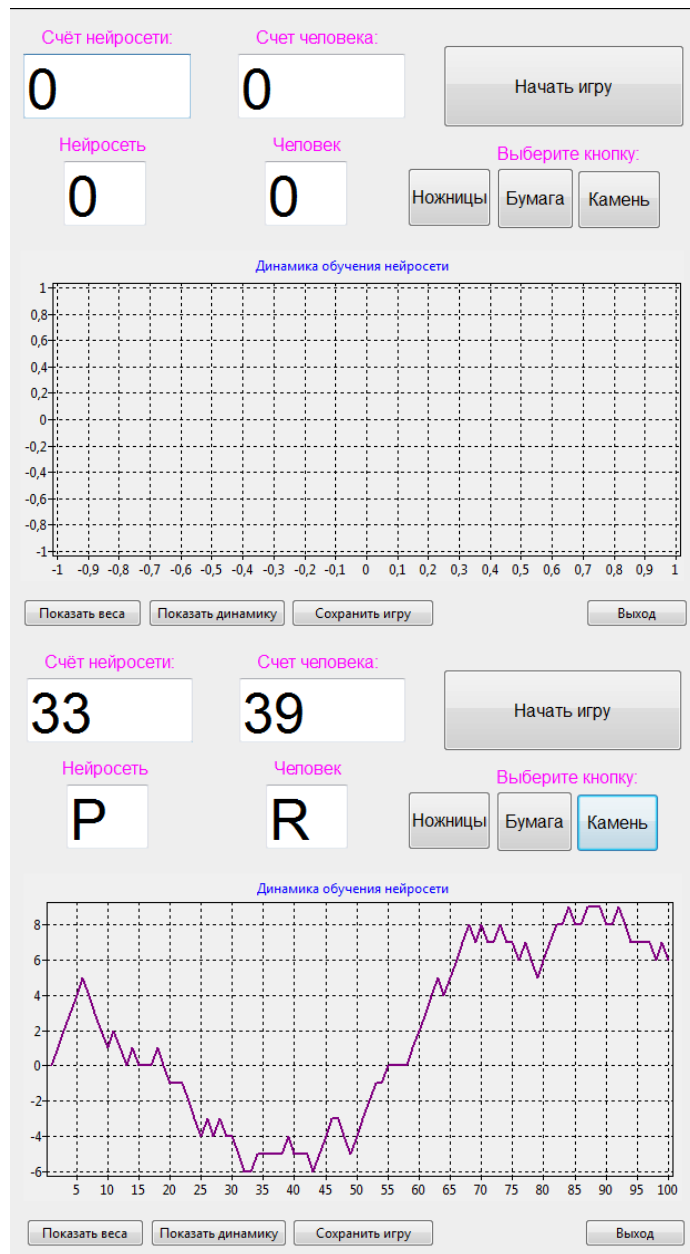


Рисунок 2.1 - Интерфейс игры, где оппоненты – человек и нейросеть (верхнее изображение – до запуска игры, нижнее – итоги игры)

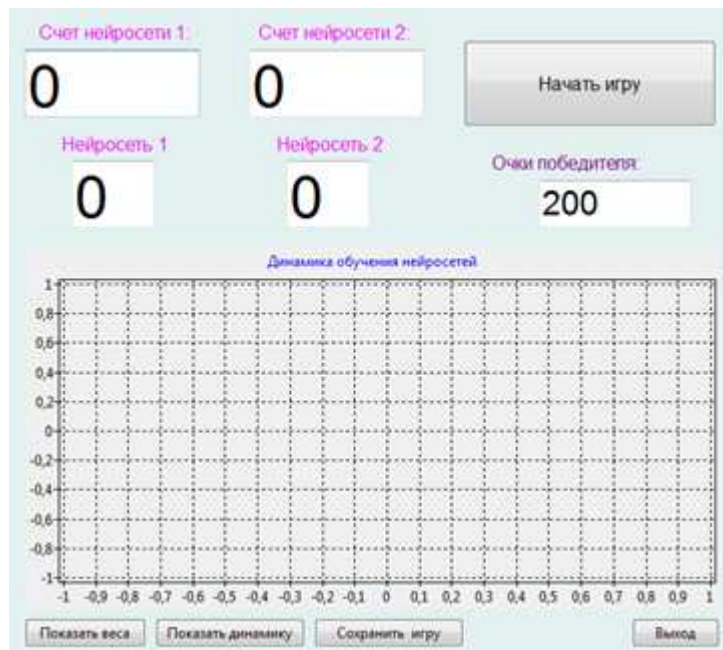


Рисунок 2.2 - Интерфейс игры, где оппоненты – две нейросети (верхнее изображение – до запуска игры, нижнее – итоги игры)

Каждый игрок имеет выбор из трёх опций: камень (R), ножницы (S), бумага (P). Каждый ход сопровождается сравнением выбранных опций. Очко получает игрок, который:

1. Выбрал камень, а его оппонент выбрал ножницы
2. Выбрал ножницы, а его оппонент выбрал бумагу
3. Выбрал бумагу, а его оппонент выбрал камень

При выборе одинаковых опций объявляется ничья и ни один из игроков не получает очко.

Функционирование нейронной сети определяется формулой, которая также описывает ее структуру:

$$\alpha_i^{n+1} = \frac{\rho_i^n}{a + |\rho_i^n|}, \rho_i^n = \sum_j w_{ij} \alpha_j^n + A_i^n \quad (2.1)$$

где α_i^n - выходной сигнал i -го нейрона в n -й момент времени, w_{ij} - матрица весов соединений рекуррентной сети и A_i^n - входной сигнал i -го нейрона в n -м момент времени.

Целевая функция для нейросети:

$$H(\alpha_i^n, n) = \frac{1}{2} [(\alpha_3^n - move)^2 + (\alpha_4^n - (1 - move))^2] \quad (2.2)$$

После каждого n -го хода ошибки нейронной сети $\left(\frac{\partial H(\alpha_i^n, n)}{\partial \alpha_i^n}\right)$ рассчитываются и распределяются среди всех нейронов в соответствии со следующими формулами, описывающими распространение ошибок во времени в обратном направлении:

$$\Delta_i^{n-m} = \frac{1}{a} \left(\sum_j w_{ji} \Delta_j^{n-m;n} + \delta_{m0} - \frac{\partial H(\alpha_i^n, n)}{\partial \alpha_i^n} \right) (1 - |\alpha_i^{n-m}|)^2 \quad (2.3)$$

где $\Delta_i^{n-m;n}$ - нормализованный прирост H ; δ_{m0} является символом Кронекера, $\delta_{m0} = \begin{cases} 1, m = 0 \\ 0, m \neq 0 \end{cases}$. Необходимо вычислить $\Delta_i^{n-m;n}$ от $m = 1$ до $m = k$, где k - величина ошибки, распространяющейся во времени.

Тогда суммарный градиент H относительно весовых коэффициентов при n -м ходе:

$$\frac{dH}{dw_{ij}} = \sum \Delta_i^{n-m;n} \alpha_j^{n-m} \quad (2.4)$$

Тогда адаптацию можно описать как:

$$w_{ij}^{n+1} = w_{ij}^n - s \frac{dH(\alpha_i^n, n)}{dw_{ij}}, s > 0 \quad (2.5)$$

Результаты обрабатывались при помощи:

1. Преобразования Фурье. При использовании этой функции в MS Excel начальные временные ряды динамики разлагаются на элементарные составляющие, а именно гармонические колебания разных частот и фаз. Предполагается, что изменения в фазах отражают изменения в стратегии игры.

2. Кластерного анализа. Используется для определения наличия сходных закономерностей в функциях и преобразованиях Фурье.

Для обработки полученных в результате игры данных использовались MS Excel (для анализа с преобразованием Фурье) и программное обеспечение Tanagra (для кластерного анализа).

3. Результаты работы

В результате после серии из 100 игр нейросети с 4 людьми (по 25 игр с каждым), были получены текстовые файлы с информацией об игровой динамике. Кроме того, была проведена серия из 25 игр, в котором оппонентами являлись две нейросети.

На рисунке 3.1 представлены статистические данные о распределении выигрышей в каждой из четырёх серий игр.

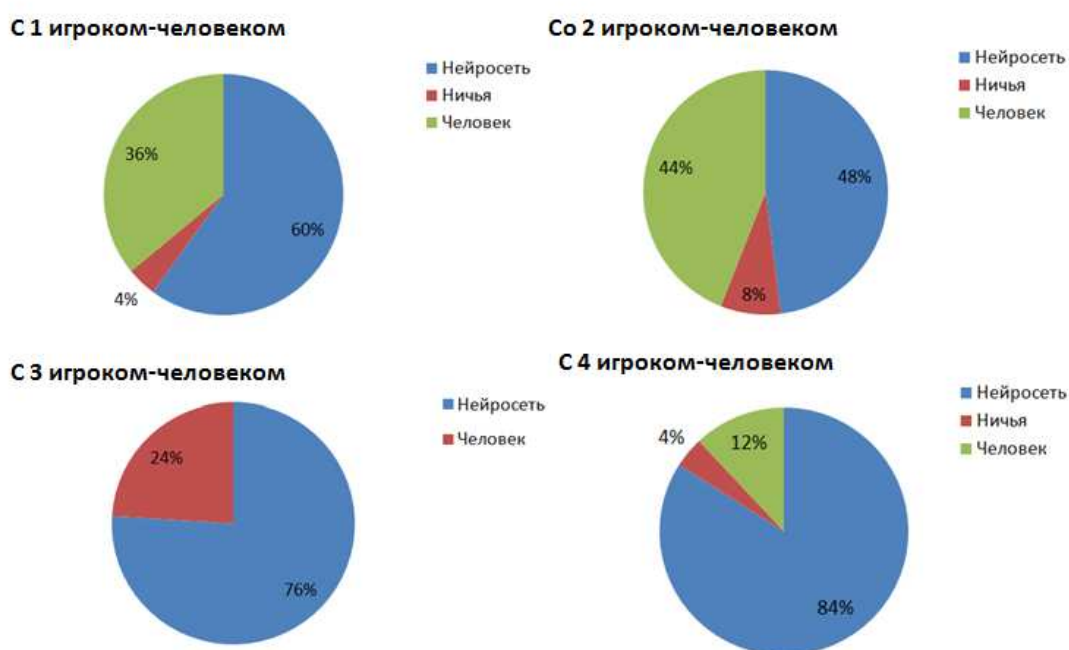


Рисунок3.1 - Распределение выигрышей в каждой из 4 серий игр

В случае с 1, 3 и 4 людьми можно заметить, что игрок-нейросеть выигрывал гораздо чаще, чем игрок – человек, при этом третий игрок-человек смог выиграть в 24% игр, а четвёртый - только в 12%. Т.о. можно предположить, что ходы 3 и 4 игроков-людей были достаточно предсказуемыми для нейросети.

Примеры игровой динамики представлены на рисунке 3.2.



Рисунок 3.2 - Примеры игровой динамики

Кроме того, также была проведена серия из 25 игр, в которой оппонентами являлись две нейросети.

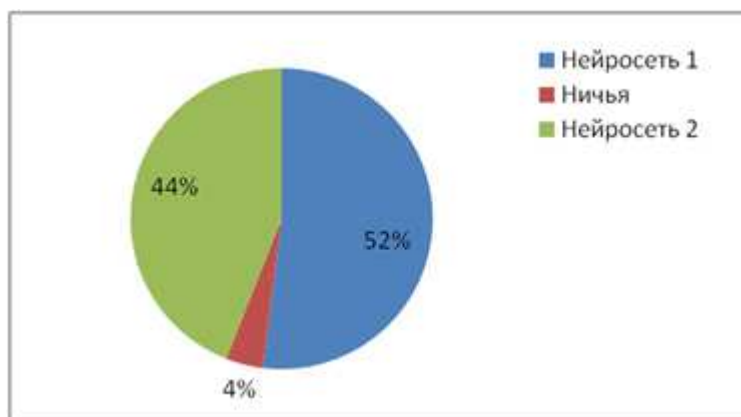


Рисунок 3.3 - Распределение выигрышей в серии игр двух нейросетей

На фоне большого разнообразия динамик, возникает вопрос о наличии общих или похожих игровых паттернов.

Чтобы выявить возможные «скрытые» паттерны, полученные временные ряды счета игры были проанализированы с использованием нескольких подходов:

1. Анализ с использованием преобразования Фурье.

Преобразование Фурье позволяет оценить наличие выбранных частот (аналогичных периодов изменения игрового счета) и, кроме того, позволяет оценить изменение фазы, которое можно интерпретировать как внезапное переключение стратегий. Для данного анализа была использована программа MS Excel. На рисунке 3.4 представлены графики фазового сдвига.

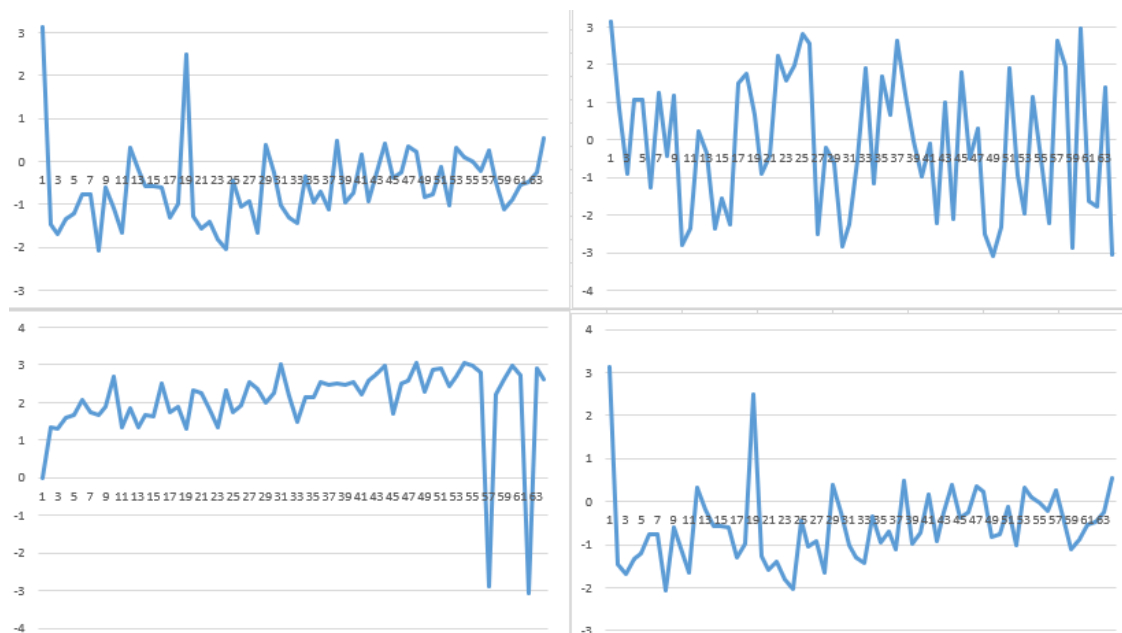


Рисунок 3.4 - Примеры фазовых изменений

Анализ показал, что графики сдвига фазочень вариативны, вследствие чего оказалось невозможным эмпирически обнаружить сходство фазовых кривых или выбрать какие-либо общие закономерности и паттерны. Поэтому для дальнейшей оценки результатов был применён кластерный анализ.

2.Кластерный анализ.

Для проведения кластерного анализа использовалось программное обеспечение Tanagra с открытым исходным кодом, обеспечивающее широкий спектр обработки статистических данных. Результаты представлены на рисунках 3.5. – 3.14.

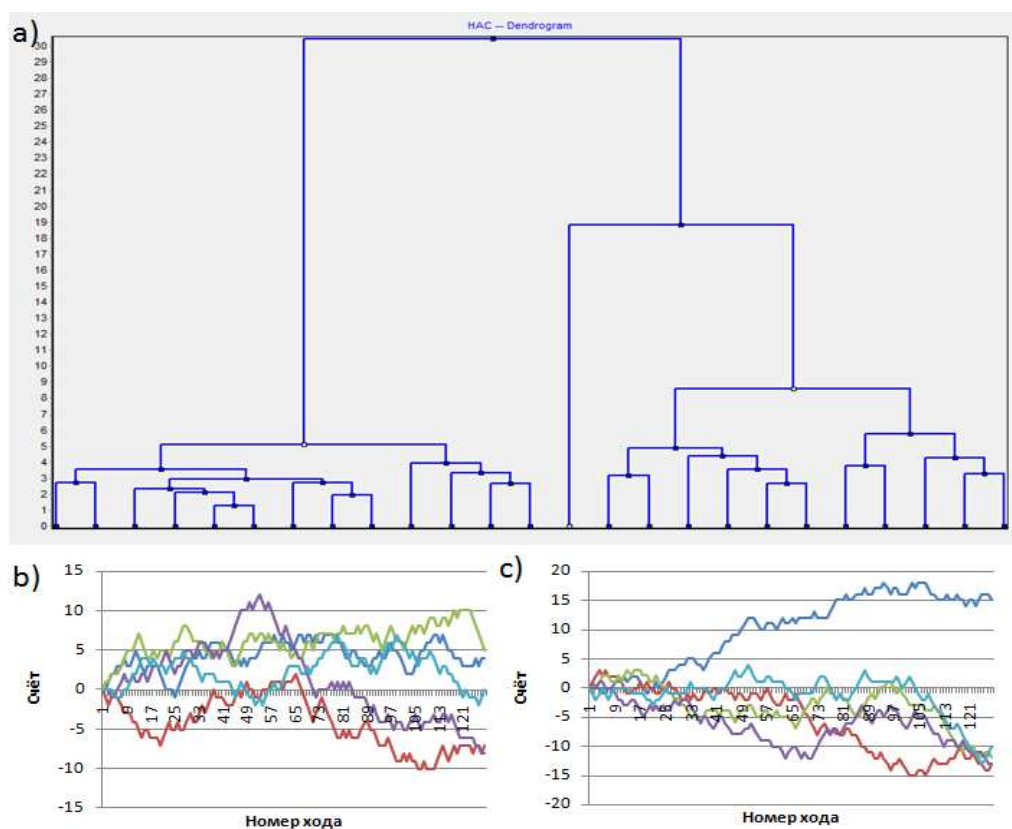


Рисунок 3.5 - Кластерное дерево амплитуд (серия игр 1 человека и нейросети)(a) и соответствующие левой(b) и правой(c) ветвям динамики

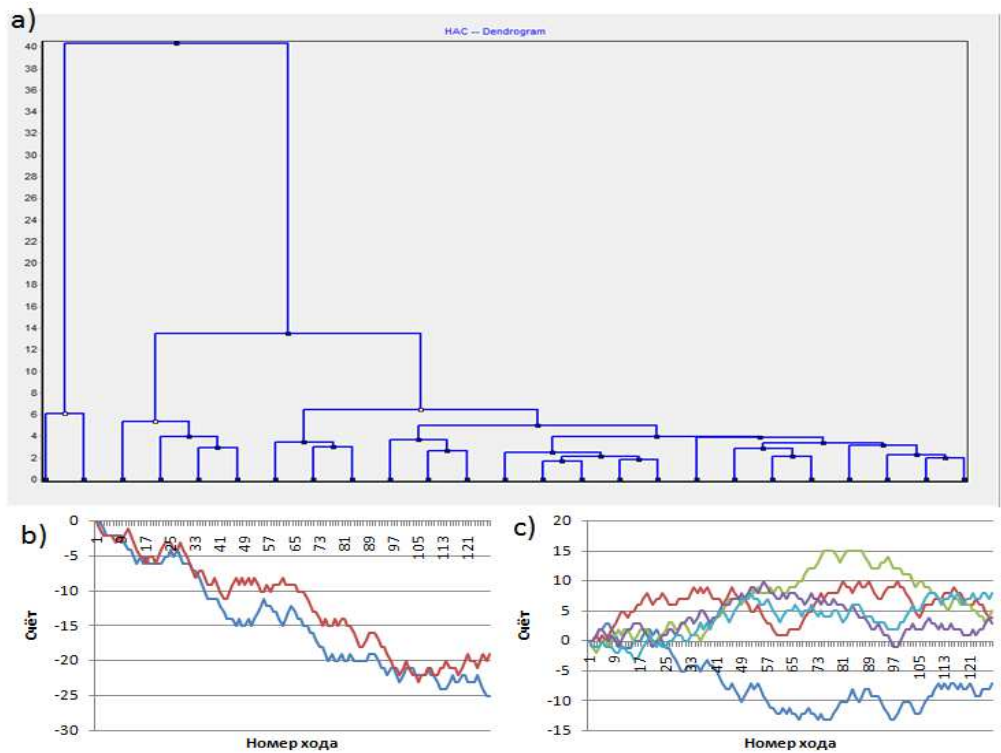


Рисунок 3.6 - Кластерное дерево амплитуд (серия игр 2 человека и нейросети)(a) и соответствующие левой(b) и правой(c) ветвям динамики

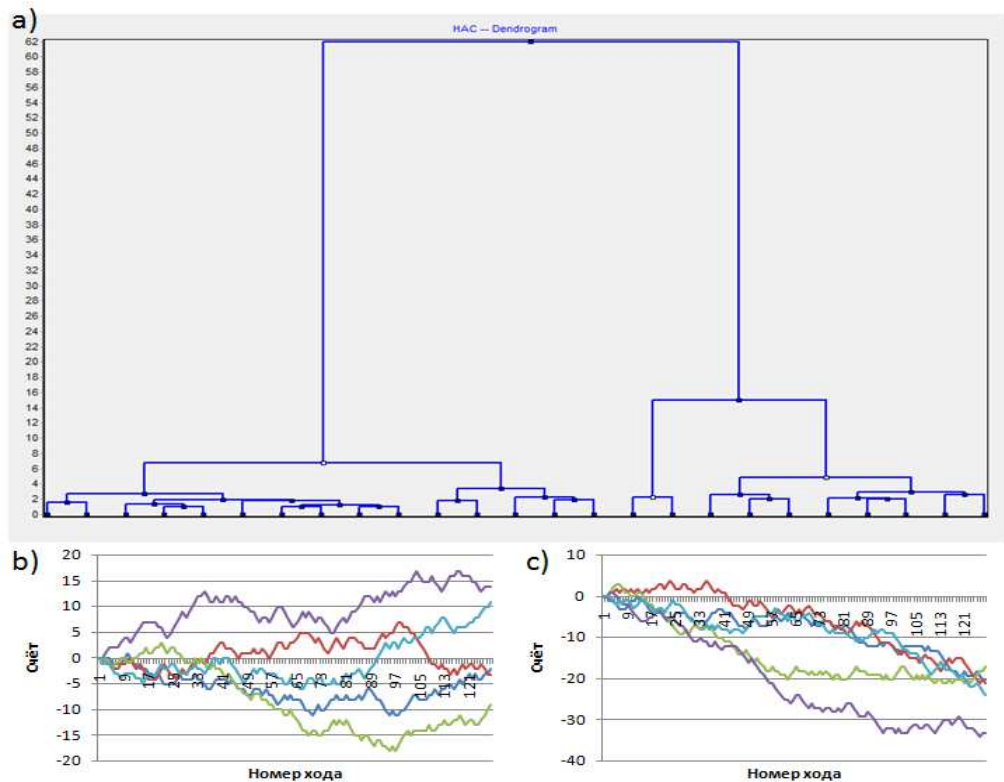


Рисунок 3.7 -Кластерное дерево амплитуд (серия игр 3 человека и нейросети)(a) и соответствующие левой(b) и правой (c) ветвям динамики

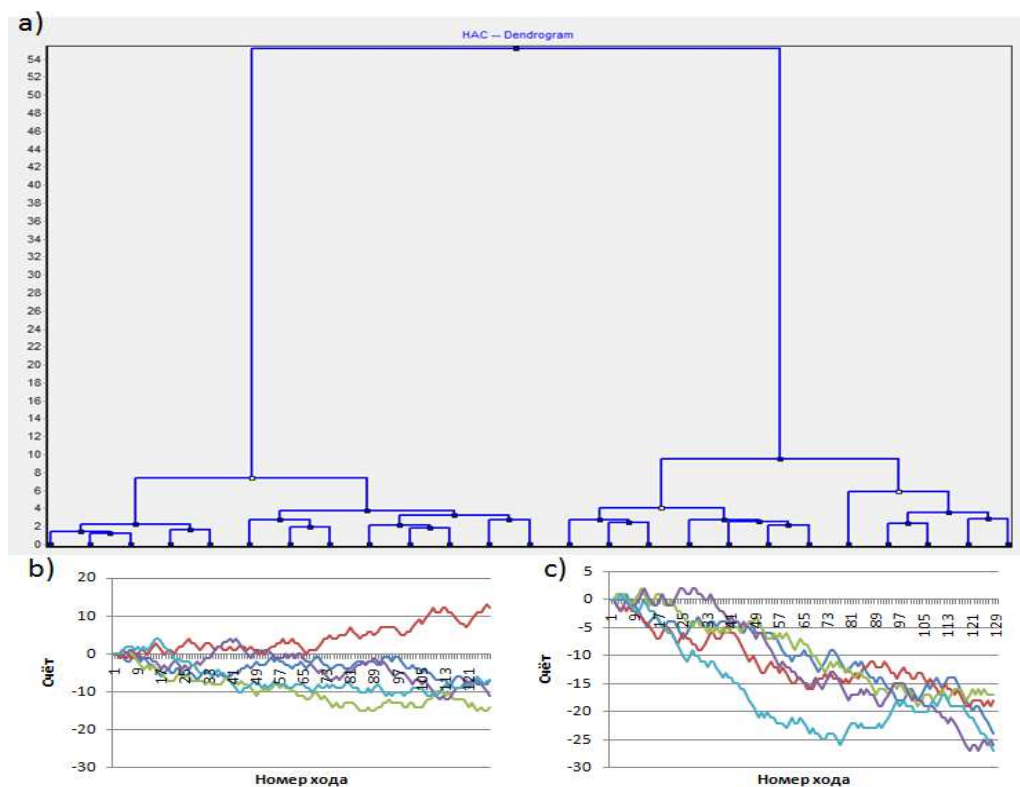


Рисунок 3.8 - Кластерное дерево амплитуд (серия игр 4 человека и нейросети)(a) и соответствующие левой(b) и правой (c) ветвям динамики

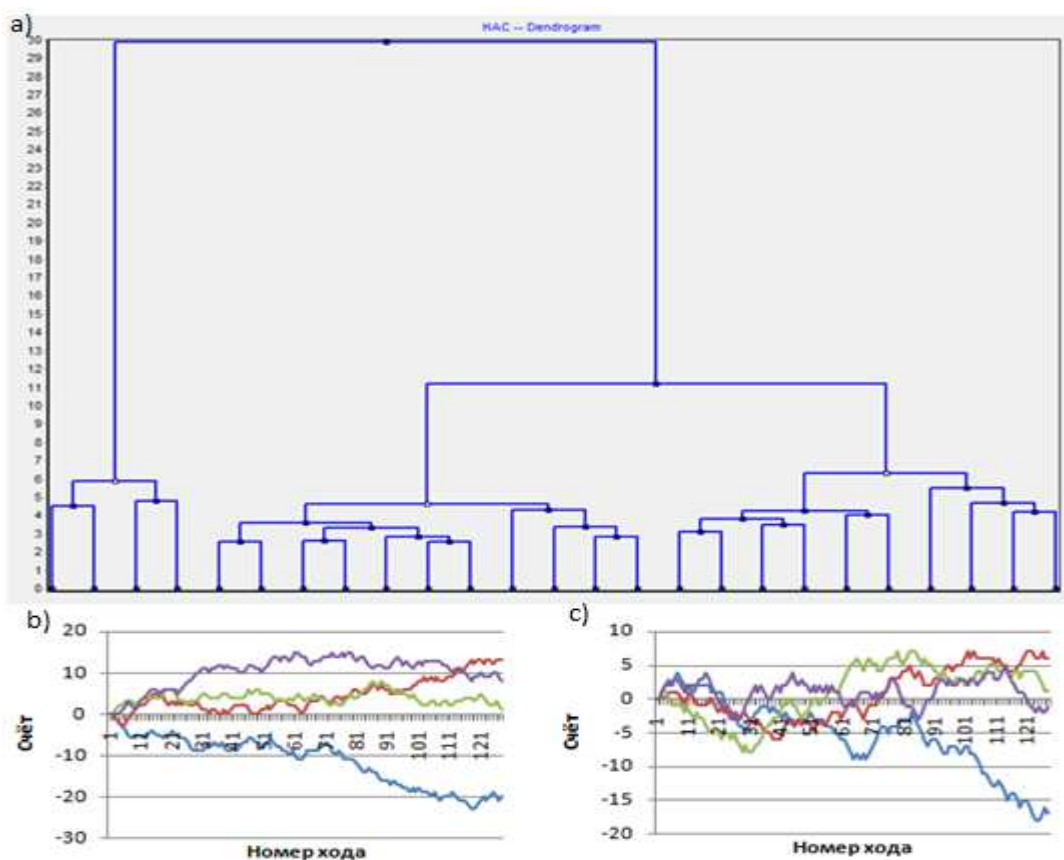


Рисунок 3.9 - Кластерное дерево амплитуд (серия игр двух нейросетей)(a) и соответствующие левой(b) и правой (c) ветвям динамики

Приведенные примеры паттернов, соответствующих двум основным ветвям кластерных деревьев амплитуд компонентов Фурье, т.е. колебаний определенной частоты, позволяют предположить, что в каждом дереве одна ветвь соответствует почти монотонной динамике счета игры, а другая ветвь соответствует нарушению монотонности, т.е. наличию нескольких гармоник.

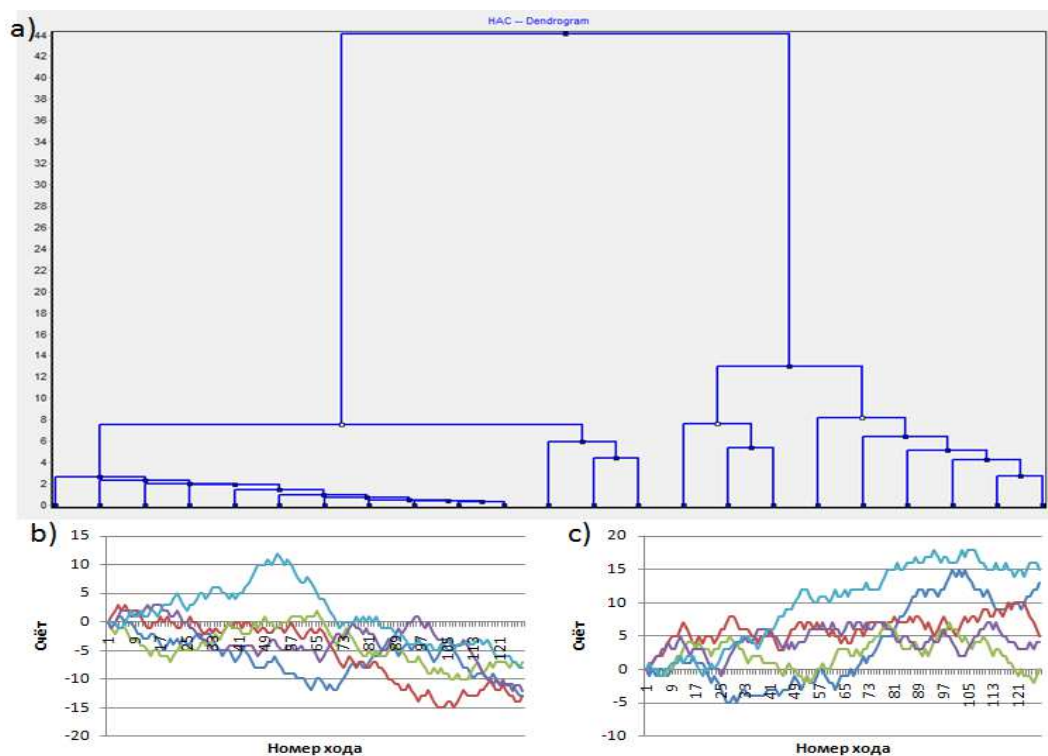


Рисунок 3.10 - Кластерное дерево фаз (серия игр 1 человека и нейросети) (а) и соответствующие левой(б) и правой(с) ветвям динамики

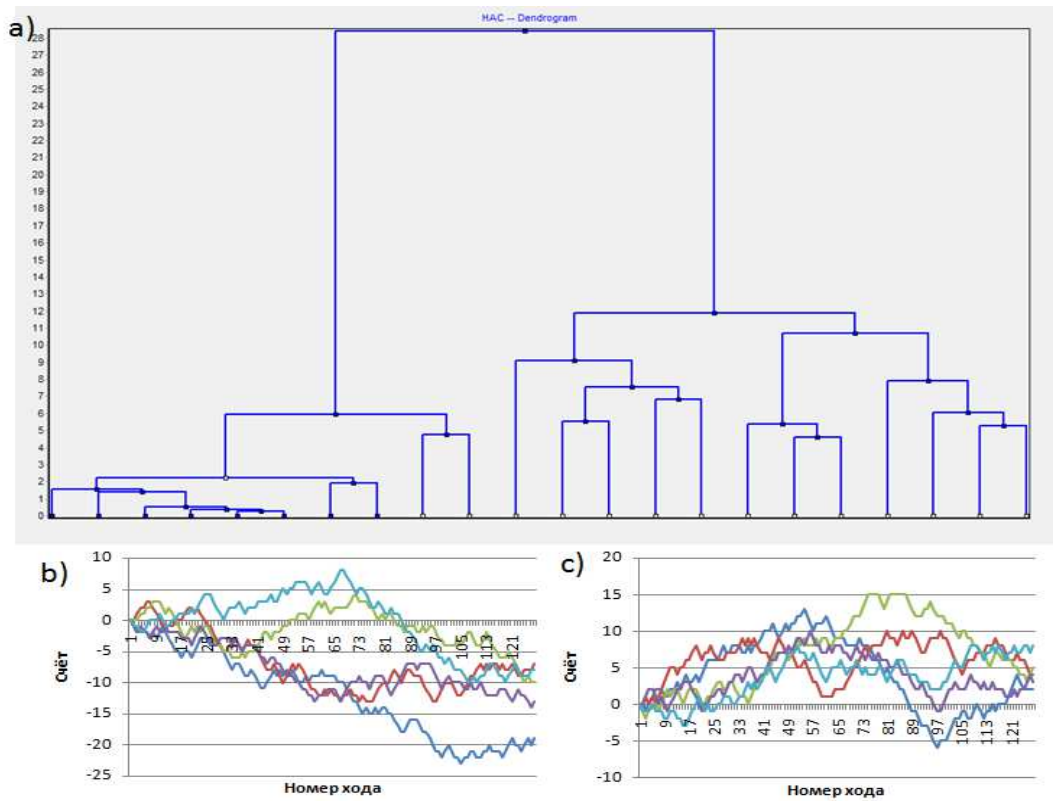


Рисунок 3.11 - Кластерное дерево фаз (серия игр 2 человека и нейросети) (a) и соответствующие левой(b) и правой(c) ветвям динамики

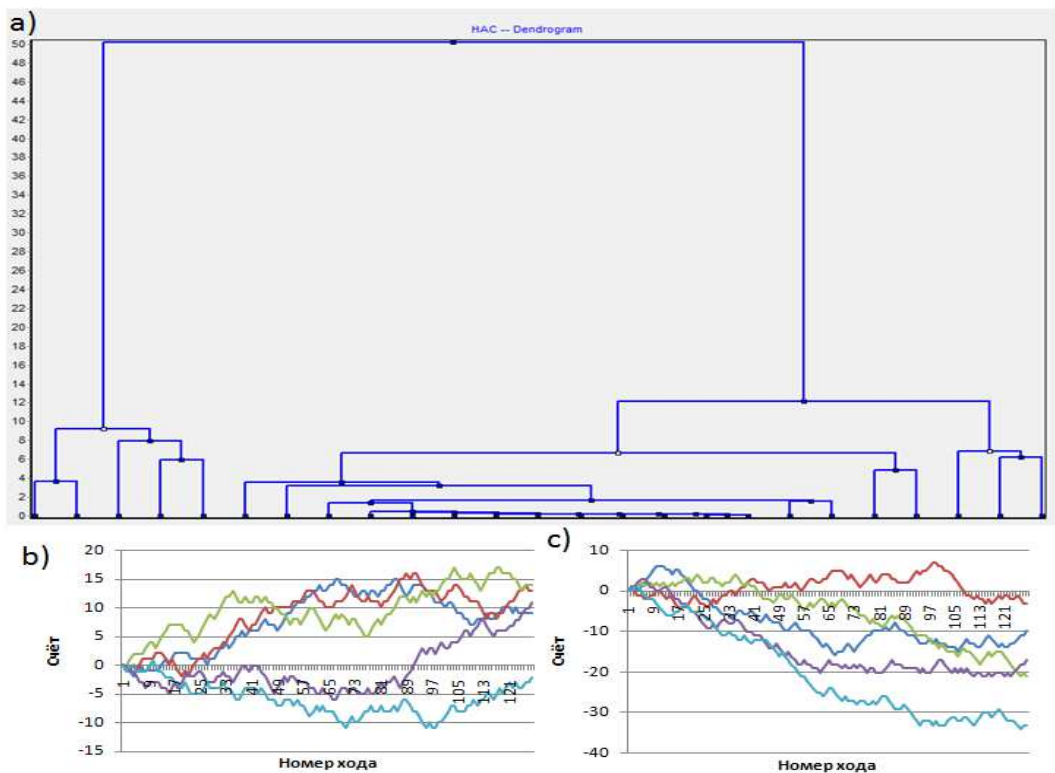


Рисунок 3.12 - Кластерное дерево фаз (серия игр 3 человека и нейросети) (a) и соответствующие левой(b) и правой(c) ветвям динамики

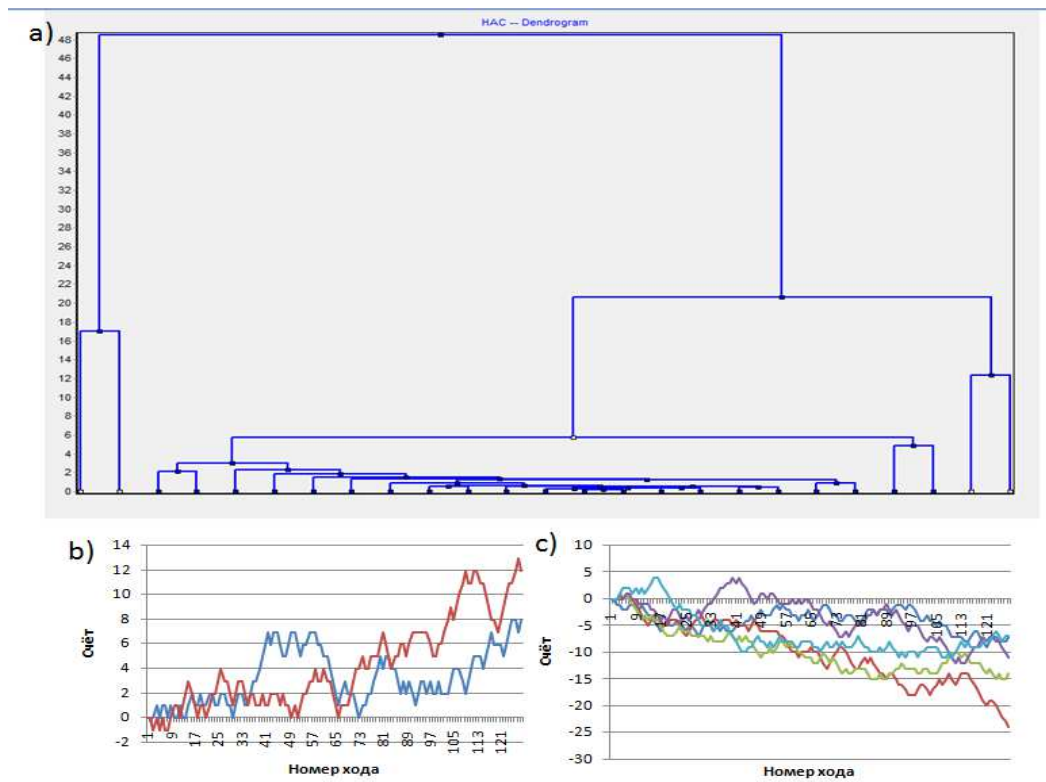


Рисунок 3.13 - Кластерное дерево фаз (серия игр 4 человека и нейросети) (а) и соответствующие левой(б) и правой(с) ветвям динамики

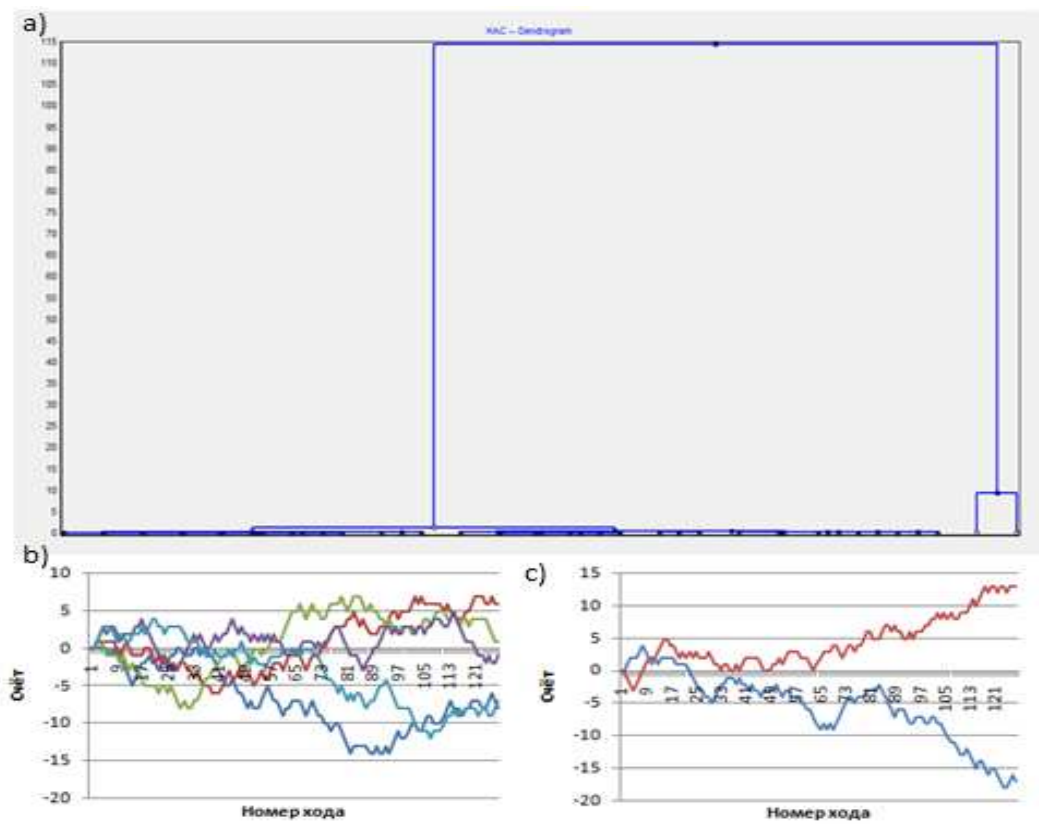


Рисунок 3.14 - Кластерное дерево фаз (серия игр двух нейросетей)(а) и соответствующие левой(б) и правой(с) ветвям динамики

Как и в случае кластерных деревьев амплитуд, у деревьев фаз наблюдается похожее деление на две основные ветви. Первичное предположение о том, что такое бинарное разделение зависит от того, кем была выиграна игра, выдвинутое после рассмотрения кластерных деревьев фаз игр с участием человека и нейросети, при дальнейшем анализе оказалось неприменимым для кластерного дерева фаз для игр с участием двух нейросетей. Кроме того, было замечено, что иногда и для деревьев фаз игр, где соперниками были человек и нейросеть, в группах динамик появлялись графики, которые соответствуют другой ветви. Т.о. можно заключить, что для поиска причины группировки динамик по двум ветвям фазовых деревьев требуется более глубокий анализ.

Интересно, что подобное расщепление на две качественно отличные группы наблюдалось при массовых исследованиях принятия человеком решений в некооперативных стратегических взаимодействиях.

В результате использования рефлексивной игры для исследования было выявлено наличие у испытуемых-людей двух типов стратегий:

1. «Выиграл – оставь, проиграл – смени», характерную для большинства испытуемых
2. Стратегию, основанную на знании вышеописанной «базовой человеческой» стратегии

Вторая стратегия предполагает перенесение себя на место оппонента, что является явно рефлексивным действием, и делает её более выигрышной относительно первой стратегии[40].

Равновесие Нэша – концепция решения, исходя из которой существует набор стратегий в игре для двух и более игроков, где ни один участник не может увеличить выигрыш, изменив свою стратегию, если другие участники своих стратегий не меняют. Таким образом, согласно теории игр в любой конечной некооперативной игре существует «непобедимая» стратегия. В случае рефлексивных игр равновесием Нэша является случайный выбор одного из вариантов. Но для типичных нейросетей отклик зависит только от

входных данных и является прогнозируемым после обучения, т.к. они являются детерминированными системами. Точно так же полностью случайный выбор, по-видимому, не доступен и человеческому мозгу [40]. Следовательно, можно ожидать, что нейросети, при обучении игре в рефлексивные игры, будут вырабатывать рефлексивное описание партнёра, и что ранг рефлексии будет коррелировать с результатами в игре.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Было выявлено, что паттерны игры нейросетевой модели и человека, как и ожидалось, демонстрируют высокую вариативность – нет двух одинаковых паттернов. Однако оказалось необычным их бинарное разбиение на два кластера по различным признакам.

Можно предположить, что причиной такой большой разницы в игровых моделях является наличие рефлексивного представления противника у одного или обоих игроков, т.е. это варианты игр, где встречаются игроки с разными рангами рефлексии, и с сопоставимыми рангами рефлексии, когда то один, то другой игрок берет верх.

Поскольку распределения игровой динамики относительно функции амплитуды и фазы преобразований Фурье не совпадают, можно предположить, что существуют дополнительные особенности функционирования и структуры, которые приводят к их бинарному расщеплению. Следовательно, необходимы дальнейшие исследования этой интригующей темы.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Sperry R.W. Hemisphere deconnection and unity in conscious awareness/ R.W. Sperry // American Psychologist – 1968 – p. 723–733.
2. Sperry R.W. Perception of bilateral chimeric figures following hemispheric deconnexion/ R.W. Sperry, J. Levy, C. Trevarthen // Brain – 1972 – p. 61-78.
3. The Nobel Prize in Physiology or Medicine 1981 [Электронный ресурс] - Режим доступа: [<https://www.nobelprize.org/prizes/medicine/1981/summary/>]
4. Gazzaniga M.S. Forty-five years of split-brain research and still going strong/ M.S. Gazzaniga // Nature Reviews Neuroscience – 2005 – p. 653-659.
5. Ревонсуо А. Психология сознания/ А. Ревонсуо-Санкт-Петербург: Питер, 2013 – 179с.
6. Челмерс Д. Сознательный ум. В поисках фундаментальной теории/ Д. Челмерс; пер. с английского В. В. Васильева – Москва: УРСС: Книжный дом «ЛИБРОКОМ», 2003 – 512с.
7. Tulving E. Episodic and declarative memory: Role of the hippocampus/ E. Tulving, H.J. Markowitsch // Hippocampus – 1998 – p. 198 – 204.
8. Clayton N.S. Episodic-like memory during cache recovery by scrub jays/ N.S. Clayton, A. Dickinson // Nature – 1998 – p. 272-247.
9. Sarma G.P. OpenWorm: overview and recent advances in integrative biological simulation of *Caenorhabditis elegans*/ G.P. Sarma, C.W. Lee, T. Portegys et al. // Phil. Trans. R. Soc. B – 2018.
10. Suzuki M. A model of motor control of the nematode *C. elegans* with neuronal circuits/ M. Suzuki, T. Tsuji, H. Ohtake // Artificial Intelligence in Medicine-2005- p. 75—86.
11. Bentley B. The Multilayer Connectome of *Caenorhabditis elegans*/ B. Bentley, R. Branicky, C.L. Barnes et al. // PLoS Comput Biol – 2016.
12. BlueBrainProject [Электронный ресурс] – Режим доступа: <https://www.epfl.ch/research/domains/bluebrain/>

13. Панов А.Д. Технологическая сингулярность, теорема Пенроуза искусственном интеллекте и квантовая природа сознания/ А.Д. Панов// Информационные технологии, приложение к журналу,5 – 2014 – с. 31.
14. Hameroff S.R. Quantum effects in the understanding of consciousness/ S.R.Hameroff , A. Craddock, J.A. Tuszyński//Journal of Integrative Neuroscience – 2014 – p. 229-252.
15. Хренников А.Ю. Моделирование процессов мышления в р-адических системах координат/А.Ю. Хренников - Москва: ФИЗМАТЛИТ , 2004 –296с.
16. Crick F. Towards a neurobiological theory of consciousness/F.Crick, C. Koch//The Neurosciences – 1990 – p.263-275.
17. Frith C.D. The Quest for Consciousness: A Neurobiological Approach/ C.D. Frith// American Journal of Psychiatry – 2005 – p.407-407.
18. Dehaene S. Conscious and Nonconscious Processes : Distinct Forms of Evidence Accumulation?/S.Dehaene// Seminaire Poincare – 2009-p.89 – 114.
19. Lamme V.A.F. Towards a true neural stance on consciousness/ V.A.F.Lamme// TRENDS in Cognitive Sciences– 2006 –p. 494-501.
20. Tonini G. Integrated information theory: from consciousness to its physical substrate/G.Tononi, M.Boly, M. Massimini, C. Koch// Nature Reviews: Neuroscience – 2016 –p.450-461.
21. Churchland P.S. Self-Representation in Nervous Systems/ P.S Churchland. // Science – 2002 – p. 308-310.
22. Bickhard M.H. Consciousness and Reflective Consciousness/ M.H. Bickhard// Philosophical Psychology – 2005 – p. 205–218.
23. Northoff G. Cortical midline structures and the self/ Northoff G., Bermpohl F. // Trends Cogn Sci. – 2004 –p.102-107.
24. Новиков Д.А. Рефлексивные игры/ Новиков Д.А., Чхартишвили А.Г. - Москва: «Синтег», 2003.
25. Artificial General Intelligence/ eds. B. Goertzel, C. Pennachin – Berlin: Springer, 2007 – 191 p.

26. Лефевр В.А. Алгебра совести/ В.А. Лефевр - Москва: «Когито-Центр», 2003.
27. Лефевр В.А. Исходные идеи логики рефлексивных игр /Материалы конференции «Проблемы исследования систем и структур» - Москва: Издание АН СССР, 1965.
28. Губко М.В. Теория игр в управлении организационными системами/ Губко М.В., Новиков Д.А. - Москва: «Синтег», 2002.
29. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity/ W.S. McCulloch, W. Pitts//The bulletin of mathematical biophysics – 1943 – p. 115-133.
30. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика/ Ф. Уоссермен; Перевод с англ. Ю. А. Зуева, В. А. Точенова; Под ред. А. И. Галушкина. - Москва: Мир, 1992.
31. Rosenblatt R. Principles of Neurodynamics/ R.Rosenblatt- New York: Spartan Books, 1962.
32. Mitnsky M. Perceptrons: An Introduction to Computational Geometry/ M. Mitnsky, S. Papert- Cambridge: MIT Press, 1969.
33. Hopfield J.J. Neural Networks and Physical Systems with Emergent Collective Computational Abilities// J.J. Hopfield/ Proc. National Academy of Sciences-1982-p. 2554-2558.
34. Werbos P. Beyond Regression: New Tools for Prediction and Analysis in the Behavioral Sciences/ Phd Thesis Harvard University - Cambridge: Dept. of Applied Mathematics, 1974.
35. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс/ Пер. с англ. – Москва: «Вильямс» , 2006.
36. Туманян А.Г. Простейшая поведенческая модель формирования импринта/ А.Г. Туманян, С.И. Барцев// Компьютерные исследования и моделирование-2014 – с. 793-802.
37. Барцев С.И. Модель формирования первичных поведенческих паттернов с адаптивным поведением на основе использования комбинации

случайного поиска и опыта// С.И. Барцев, А.Г. Туманян//Компьютерные исследования и моделирование – 2016 – с. 941-950.

38. Галушкин А. И. Синтез многослойных систем распознавания образов./ А. И. Галушкин - Москва: «Энергия», 1974.

39. Барцев С. И. Адаптивные сети обработки информации/ С. И Барцев., В. А. Охонин - Красноярск : Ин-т физики СО АН СССР, 1986.

40. Wang Z. Social cycling and conditional responses in the Rock-Paper-Scissors game/ Wang Z., Xu B., Zhou H.-J. //Scientific reports – 2014.

ПРИЛОЖЕНИЕ А

Дополнительные примеры динамик

1. дополнительные примеры динамик игры для кластерных деревьев амплитуд

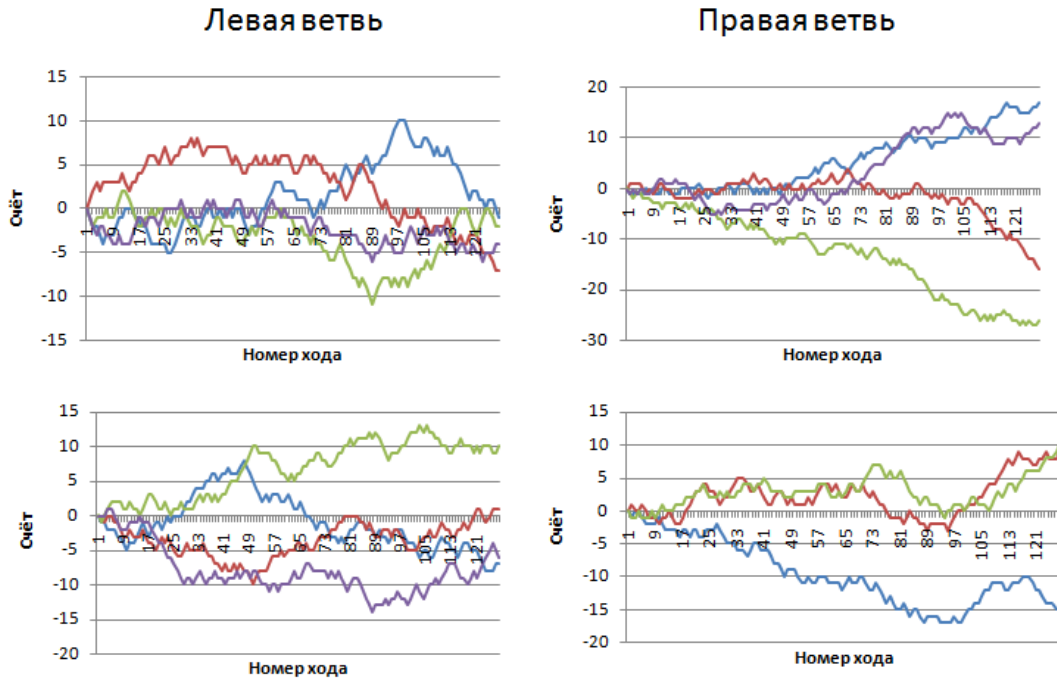


Рисунок 4.1 - Примеры динамик игр с 1 человеком

Правая ветвь

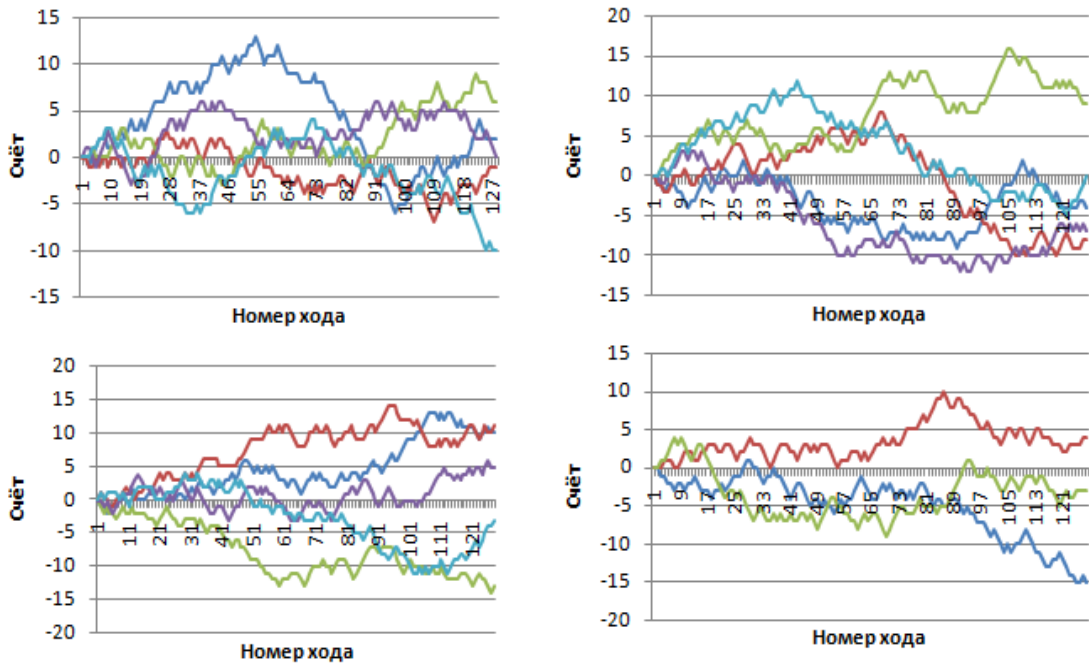


Рисунок 4.2 - Примеры динамик игр со 2 человеком

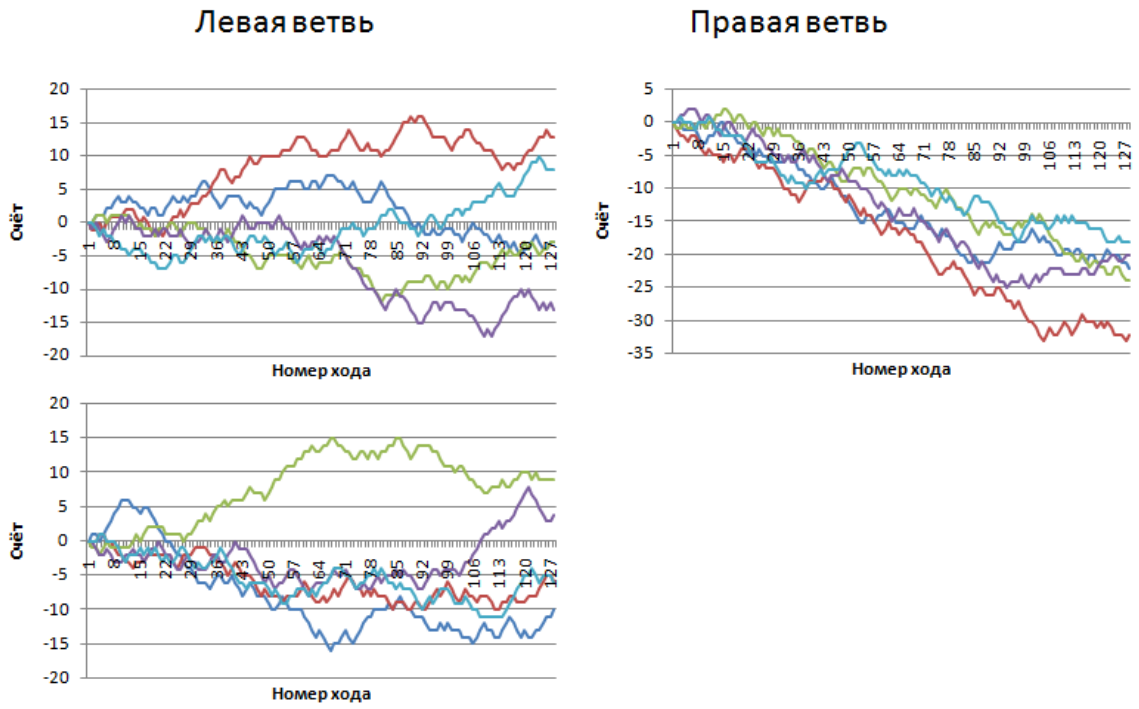


Рисунок 4.3 - Примеры динамик игр с 3 человеком

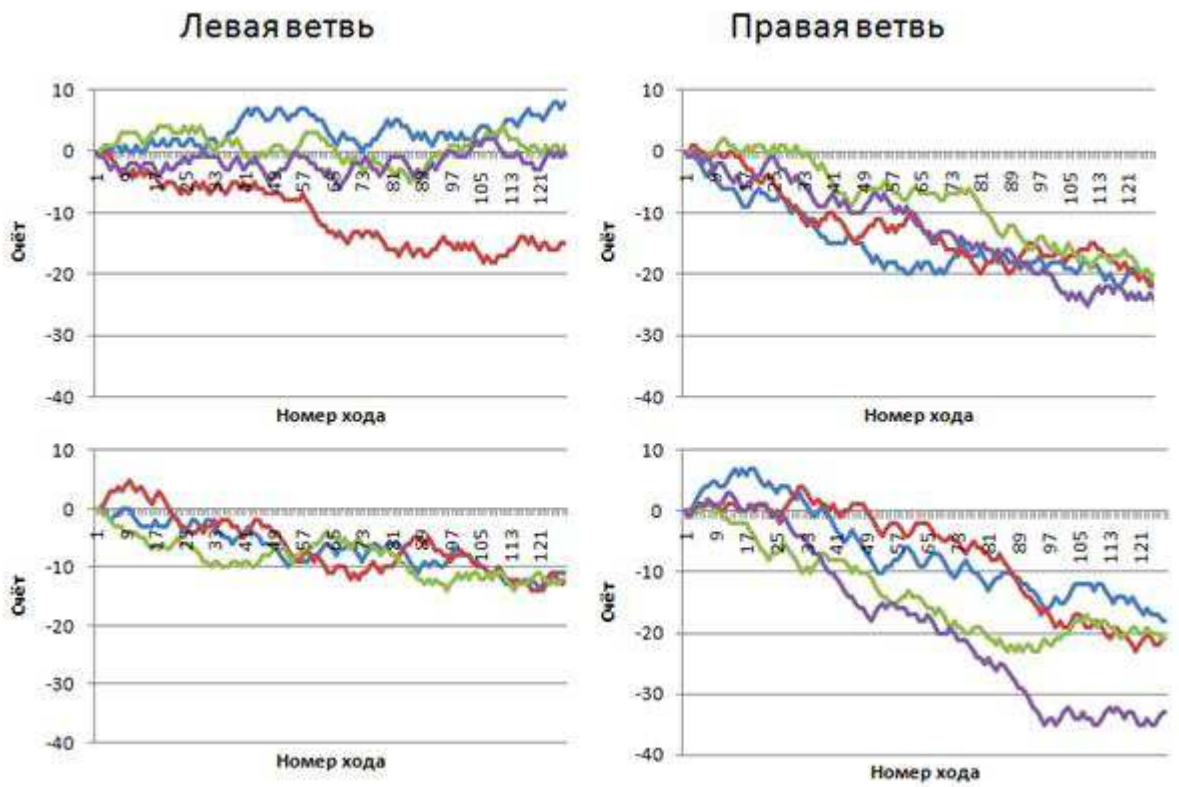


Рисунок 4.4 - Примеры динамик игр с 4 человеком

Правая ветвь

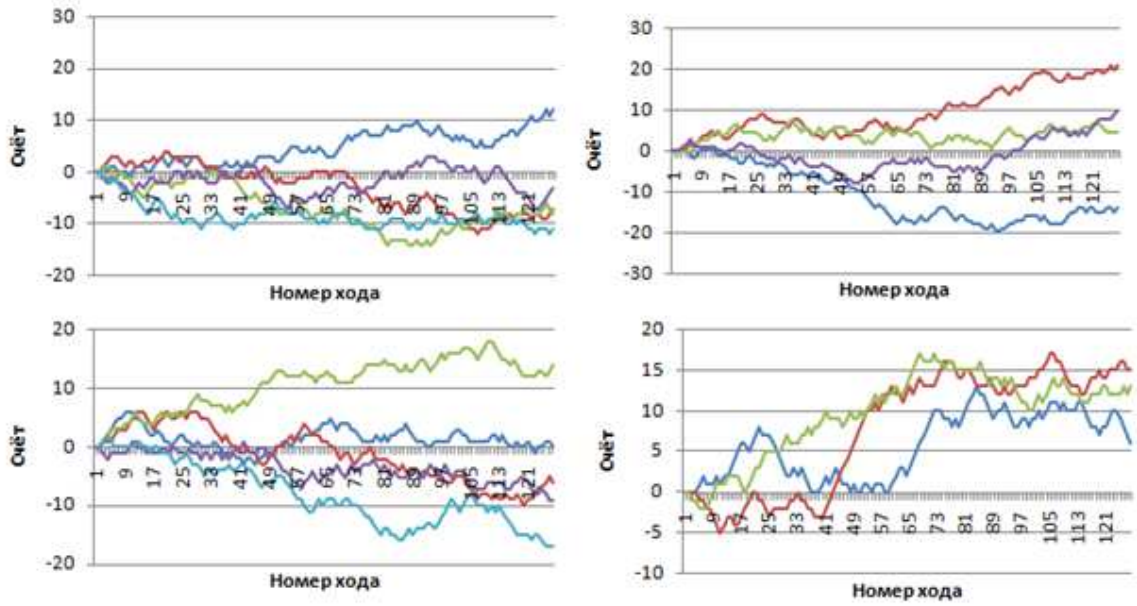
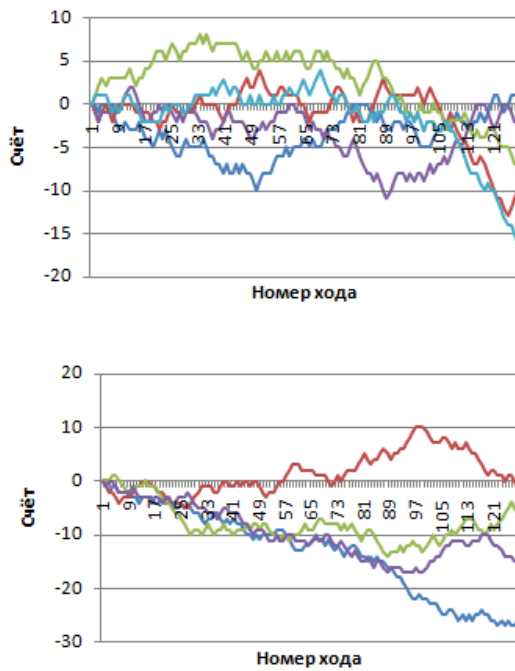


Рисунок 4.5 - Примеры динамик игр для двух нейросетей

2. Дополнительные примеры динамик для кластерных деревьев фаз:

Левая ветвь



Правая ветвь

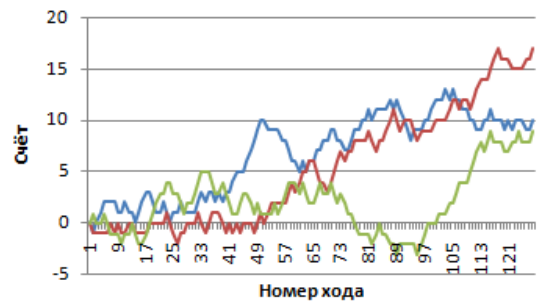


Рисунок 4.6 - Примеры динамик игр с 1 человеком

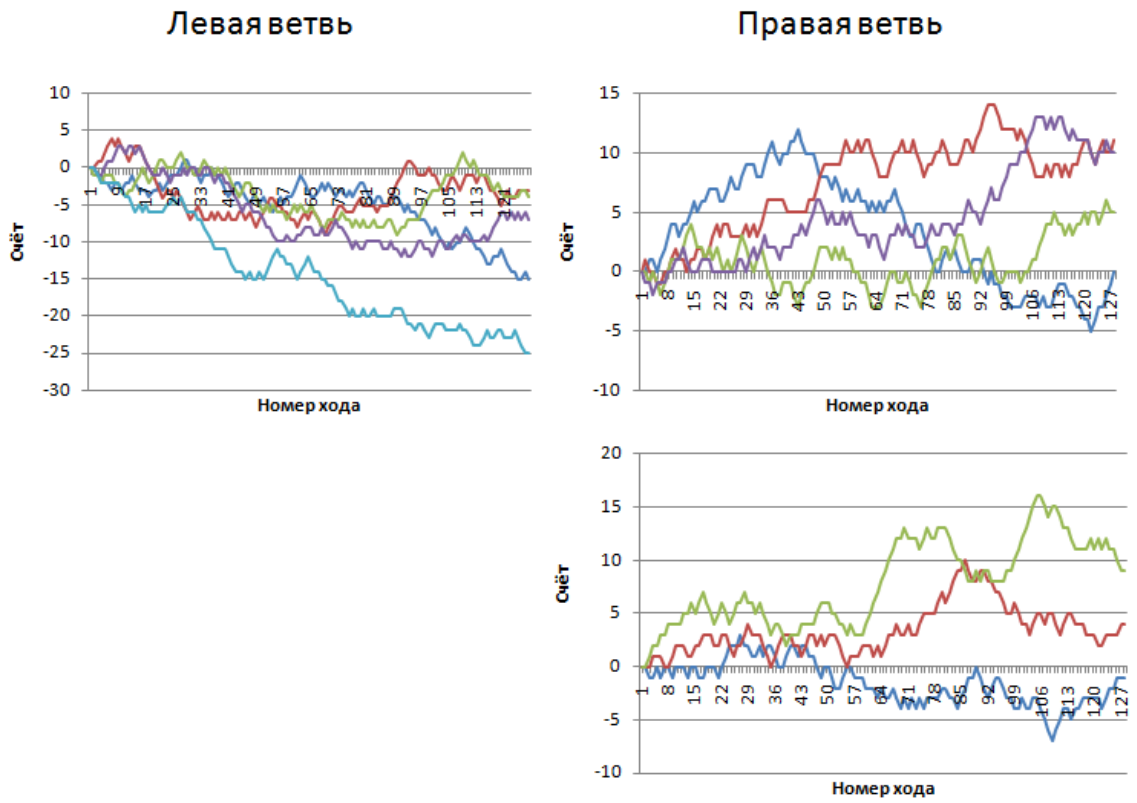


Рисунок 4.7 - Примеры динамик игр со 2 человеком

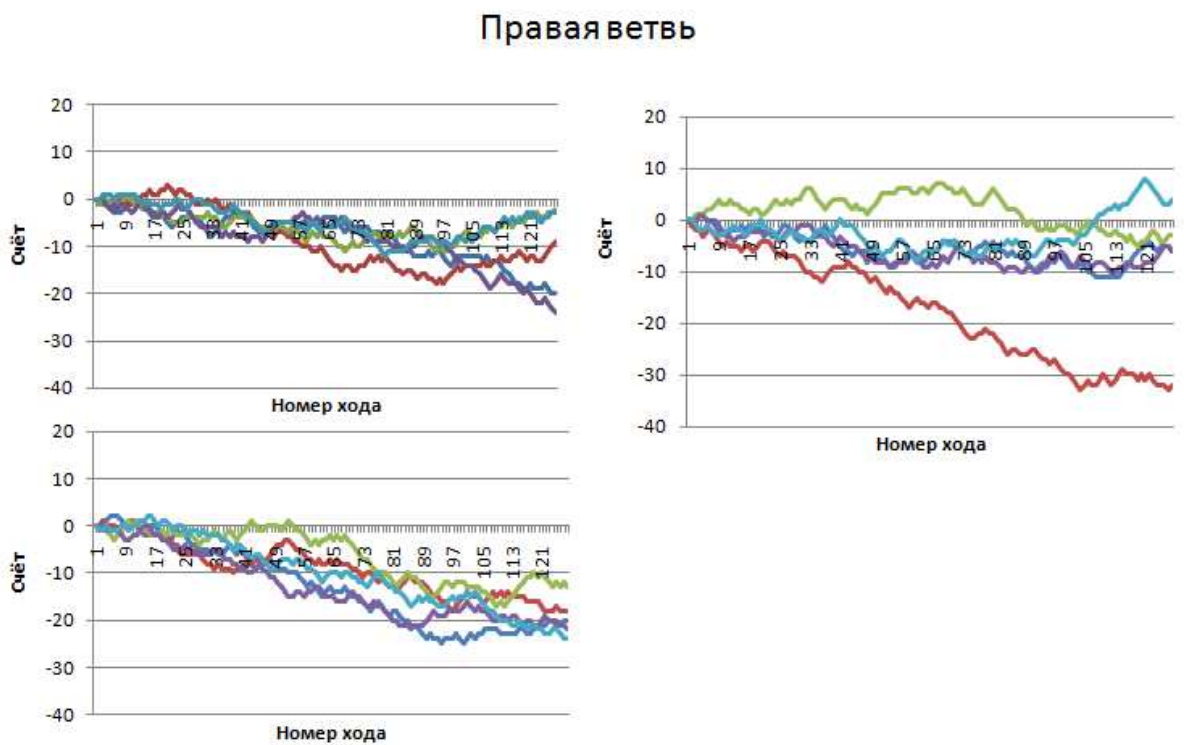


Рисунок 4.8 - Примеры динамик игр с 3 человеком

Правая ветвь

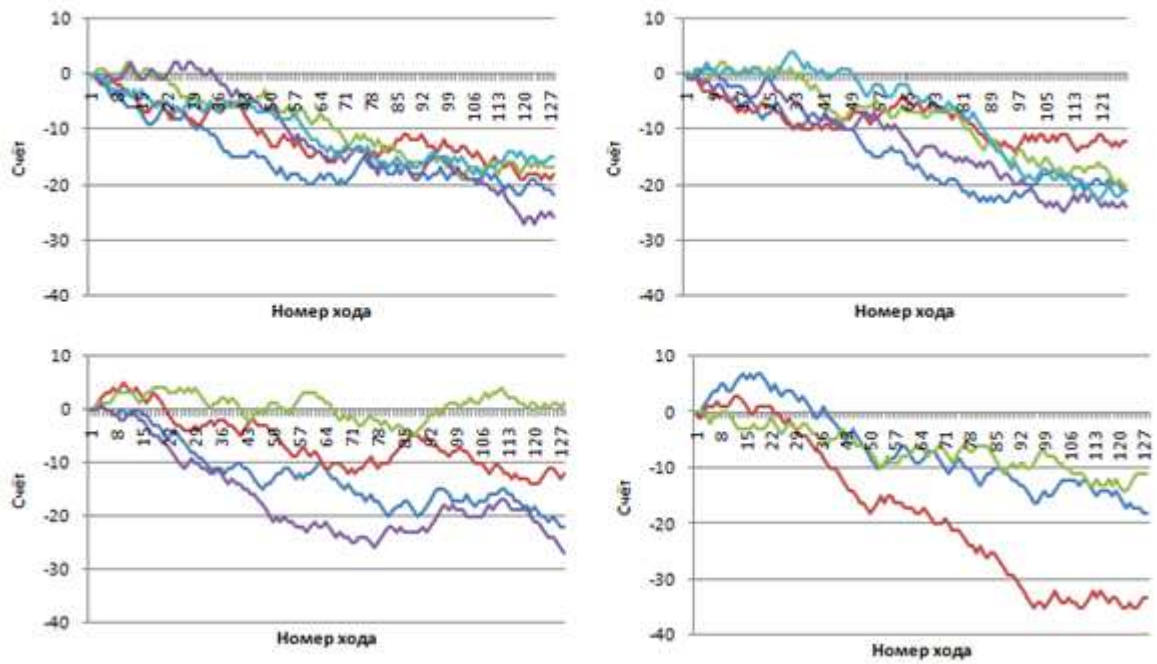


Рисунок 4.9 - Примеры динамик игр с 4 человеком

Левая ветвь

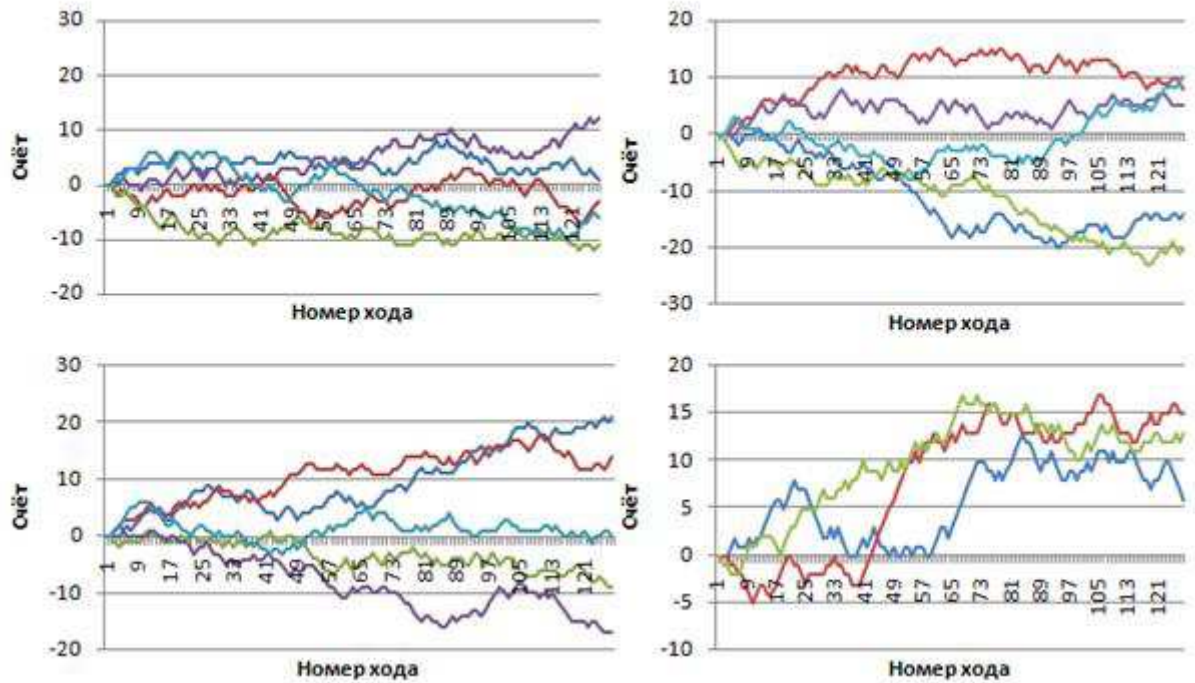


Рисунок 4.10 - Примеры динамик игр для двух нейросетей

Федеральное государственное автономное
образовательное учреждение
высшего образования
«СИБИРСКИЙ ФЕДЕРАЛЬНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ»
Институт фундаментальной биологии и биотехнологии
Кафедра биофизики

УТВЕРЖДАЮ
Заведующий кафедрой
В.А. Кратасюк
« 22 » июня 2020 г.

БАКАЛАВРСКАЯ РАБОТА

06.03.01 Биология

Сравнительный анализ паттернов игры «камень-ножницы-бумага» с
участием нейронной сети, обученной с человеком и нейронной сети,
обученной с автоматом

Руководитель


23.06.2020



д. ф.-м. н.

С.И. Барцев

Выпускник

22.06.20 

Т.Ю. Кийкова

Красноярск 2020