

**Министерство науки и высшего образования Российской Федерации
ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ АВТОНОМНОЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ
УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ ИТМО
ITMO University**

**ВЫПУСКНАЯ КВАЛИФИКАЦИОННАЯ РАБОТА
GRADUATION THESIS**

**Применение методов машинного обучения для предсказания и оценки действий
участников покерных турниров с малым числом игроков**

Обучающийся / Student Шарепов Виктор Владимирович

Факультет/институт/кластер/ Faculty/Institute/Cluster факультет информационных технологий и программирования

Группа/Group М34391

Направление подготовки/ Subject area 01.03.02 Прикладная математика и информатика

Образовательная программа / Educational program Информатика и программирование
2018

Язык реализации ОП / Language of the educational program Русский

Статус ОП / Status of educational program

Квалификация/ Degree level Бакалавр

Руководитель ВКР/ Thesis supervisor Ульяновцев Владимир Игоревич, кандидат технических наук, Университет ИТМО, факультет информационных технологий и программирования, доцент (квалификационная категория "ординарный доцент")

Обучающийся/Student

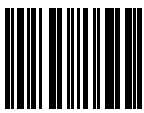
Документ подписан	
Шарепов Виктор Владимирович	
30.05.2022	

(эл. подпись/ signature)

Шарепов Виктор
Владимирович

(Фамилия И.О./ name
and surname)

Руководитель ВКР/
Thesis supervisor

Документ подписан	
Ульянцев Владимир Игоревич	
30.05.2022	

(эл. подпись/ signature)

Ульянцев
Владимир
Игоревич

(Фамилия И.О./ name
and surname)

**Министерство науки и высшего образования Российской Федерации
ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ АВТОНОМНОЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ
УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ ИТМО
ITMO University**

**ЗАДАНИЕ НА ВЫПУСКНУЮ КВАЛИФИКАЦИОННУЮ РАБОТУ /
OBJECTIVES FOR A GRADUATION THESIS**

Обучающийся / Student Шарепов Виктор Владимирович
Факультет/институт/кластер/ Faculty/Institute/Cluster факультет информационных технологий и программирования
Группа/Group М34391
Направление подготовки/ Subject area 01.03.02 Прикладная математика и информатика
Образовательная программа / Educational program Информатика и программирование 2018
Язык реализации ОП / Language of the educational program Русский
Статус ОП / Status of educational program
Квалификация/ Degree level Бакалавр
Тема ВКР/ Thesis topic Применение методов машинного обучения для предсказания и оценки действий участников покерных турниров с малым числом игроков
Руководитель ВКР/ Thesis supervisor Ульянцев Владимир Игоревич, кандидат технических наук, Университет ИТМО, факультет информационных технологий и программирования, доцент (квалификационная категория "ординарный доцент")

Основные вопросы, подлежащие разработке / Key issues to be analyzed

Техническое задание и исходные данные к работе:

Требуется разработать модель машинного обучения, предсказывающую действия участника покерных Spin&Go турниров.

Модель должна обучаться на истории сыгранных раздач и, на их основе, выдавать наиболее вероятное действие, которое совершит тот же игрок в заданной ситуации.

Содержание выпускной квалификационной работы (перечень подлежащих разработке вопросов):

Пояснительная записка должна содержать описание предметной области и популярных видов программного обеспечения, используемых игроками в покер для улучшения своих результатов.

Требуется описать разработанную модель машинного обучения, признаки, используемые для описания игровой ситуации и алгоритм обучения.

Также, привести полученные результаты, проанализировать точность предсказаний модели.

Дата выдачи задания / Assignment issued on: 21.12.2021

Срок представления готовой ВКР / Deadline for final edition of the thesis 15.05.2022

Характеристика темы ВКР / Description of thesis subject (topic)

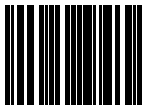
Тема в области фундаментальных исследований / Subject of fundamental research: да /

yes

Тема в области прикладных исследований / Subject of applied research: нет / not

СОГЛАСОВАНО / AGREED:

Руководитель ВКР/
Thesis supervisor

Документ подписан	
Ульянцев Владимир Игоревич	
30.03.2022	

(эл. подпись)

Ульянцев
Владимир
Игоревич

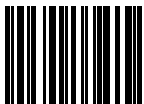
Задание принял к
исполнению/ Objectives
assumed BY

Документ подписан	
Шарепо Виктор Владимирович	
30.03.2022	

(эл. подпись)

Шарепо Виктор
Владимирович

Руководитель ОП/ Head
of educational program

Документ подписан	
Станкевич Андрей Сергеевич	
01.06.2022	

(эл. подпись)

Станкевич
Андрей
Сергеевич

**Министерство науки и высшего образования Российской Федерации
ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ АВТОНОМНОЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ
УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ ИТМО
ITMO University**

**АННОТАЦИЯ
ВЫПУСКНОЙ КВАЛИФИКАЦИОННОЙ РАБОТЫ
SUMMARY OF A GRADUATION THESIS**

Обучающийся / Student Шарепов Виктор Владимирович
Факультет/институт/кластер/ Faculty/Institute/Cluster факультет информационных технологий и программирования
Группа/Group М34391
Направление подготовки/ Subject area 01.03.02 Прикладная математика и информатика
Образовательная программа / Educational program Информатика и программирование 2018
Язык реализации ОП / Language of the educational program Русский
Статус ОП / Status of educational program
Квалификация/ Degree level Бакалавр
Тема ВКР/ Thesis topic Применение методов машинного обучения для предсказания и оценки действий участников покерных турниров с малым числом игроков
Руководитель ВКР/ Thesis supervisor Ульянцев Владимир Игоревич, кандидат технических наук, Университет ИТМО, факультет информационных технологий и программирования, доцент (квалификационная категория "ординарный доцент")

**ХАРАКТЕРИСТИКА ВЫПУСКНОЙ КВАЛИФИКАЦИОННОЙ РАБОТЫ
DESCRIPTION OF THE GRADUATION THESIS**

Цель исследования / Research goal

Разработка модели машинного обучения, предсказывающей действие игрока в Spin&Go турнире по безлимитному техасскому холдему

Задачи, решаемые в ВКР / Research tasks

а) Формулировка задачи в виде задачи машинного обучения. б) Разработка списка признаков и извлечение их из записей историй турниров. в) Разработка и реализация модели для предсказаний. г) Тестирование модели на полученных данных.

Краткая характеристика полученных результатов / Short summary of results/findings

Сформулирована задача классификации. Описан алгоритм извлечения необходимых для обучения модели данных из текстовых файлов с записями историй турниров. Выделены несколько наборов данных и разработаны списки признаков для каждого из них. Проведены эксперименты с применением разных моделей и подходов к их обучению. Получена модель, обеспечивающая предсказание с точностью более 90%.

Обучающийся/Student

Документ подписан	
Шарепов Виктор Владимирович	

Шарепов Виктор

30.05.2022	
------------	--

(эл. подпись/ signature)

Владимирович

(Фамилия И.О./ name and surname)

Руководитель ВКР/
Thesis supervisor

Документ подписан	
Ульянцев Владимир Игоревич	
30.05.2022	

(эл. подпись/ signature)

Ульянцев
Владимир
Игоревич

(Фамилия И.О./ name and surname)

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	5
ГЛАВА 1. ОПИСАНИЕ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ И ОБЗОР ПОПУЛЯРНЫХ ВИДОВ ПРОГРАММНОГО ОБЕСПЕЧЕНИЯ.....	8
1.1. Правила SpinGo турниров по безлимитному техасскому холдему..	8
1.2. Популярные виды программного обеспечения, используемые игроками в покер для улучшения своих результатов	11
1.2.1. Трекеры	12
1.2.2. Калькуляторы силы руки	12
1.2.3. Решатели оптимальной стратегии по Нэшу	13
1.2.4. Тренажеры	13
1.3. Постановка цели и задач ВКР	14
ГЛАВА 2. ИЗВЛЕЧЕНИЕ ДАННЫХ ДЛЯ ОБУЧЕНИЯ.....	16
ГЛАВА 3. ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫЕ ИССЛЕДОВАНИЯ	21
3.1. Применение модели CatBoostClassifier	21
3.2. Сравнение CatBoostClassifier с другими моделями.....	23
3.3. Сравнение с работой [11]	25
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	28
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ	29
ПРИЛОЖЕНИЕ А. ПРИМЕР ЗАПИСИ ИСТОРИИ РАЗДАЧИ	31
ПРИЛОЖЕНИЕ Б. ОПИСАНИЕ ИЗВЛЕЧЕННЫХ ПРИЗНАКОВ	33
ПРИЛОЖЕНИЕ В. ПРЕОБРАЗОВАНИЯ ПРИЗНАКОВ	51

ВВЕДЕНИЕ

Покер — одна из самых известных карточных игр. В других популярных играх, таких как шахматы, шашки, го, искусственный интеллект уже длительное время уверенно превосходит человека. Однако, лишь в 2019 году была представлена модель искусственного интеллекта, способная обыграть профессионалов в безлимитный техасский холдем (самый популярный вариант покера) с более чем двумя участниками [1]. Причиной этому служит то, что покер является недетерминированной игрой с неполной информацией, что также делает его похожим на такие математические модели как финансовые биржи, аукционы, переговоры [2], и, следовательно, повышает к нему научный интерес сообщества.

С распространением персональных компьютеров и интернета появился и быстро стал набирать популярность онлайн-покер. Первым онлайн покер-румом считается Planet Poker, появившийся в 1998 году [3]. На данный момент существует огромное число покер-румов, позволяющих, имея доступ в интернет, играть с большим числом игроков, в том числе и на реальные деньги. Значительный рост аудитории онлайн-покера произошел в период, так называемого, “покерного бума” 2003–2006 годов. В течение этого периода каждый год число игроков увеличивалось более чем вдвое [4].

С переходом в интернет появилась проблема ботов: игроки могут допускать к игре компьютерные программы, выдавая их за себя, получая тем самым нечестное преимущество. Борьба с такими ботами — важная задача каждого из современных покер-румов. Отличить бота от реального человека не всегда просто, ведь их разработчики также подстраиваются под изменяющиеся системы обнаружения. Есть две основные группы признаков, по которым вычисляются боты. Во-первых, боты, в отличие от человека, следуют строгому алгоритму, а значит их игровые решения более систематизированы, шаблонны и одинаковы в похожих ситуациях. Во-вторых, боты, для ускорения игры и для увеличения потенциальной прибыли его создателя, зачастую полностью автоматизированы, то есть играют без участия человека, что позволяет

вычислять их по времени принятия решения, движению курсора и нажатию клавиш. Однако, понимая все эти особенности, разработчики умышленно закладывают недетерминированность в действия бота, искусственную задержку перед принятием решения и т.п., что и делает борьбу с ними такой сложной.

Другой особенностью онлайн-покера является легкость записи игры. Большинство покер-румов, а также множество дополнительных программ предоставляют игроку доступ к записи любой сыгранной им раздачи, в том числе и в формате текстового файла. Наличие таких записей открывает множество возможностей для различного вида исследований.

Подавляющее число игроков в онлайн-покер относятся к нему как к развлечению или пытаются с его помощью получать небольшой дополнительный доход. Но, есть и те, кто занимаются этим профессионально, получают стабильную прибыль на большой дистанции, для кого покер является основным источником дохода. Таких людей называют регулярными игроками. С целью увеличения потенциальной прибыли регулярные игроки играют более чем за одним столом одновременно (обычно за 4-10 столами), принимая большую часть решений очень быстро. Лишь изредка регулярный игрок может задуматься над действием на несколько десятков секунд. В основном их игра — механическое повторение действий на основе сложившейся стратегии и сыгранных ранее похожих раздач. Такие действия, предположительно, должны хорошо приближаться машинными методами, в частности методами машинного обучения.

Существует множество вариантов покера. В данной работе будут рассмотрены Spin&Go турниры по безлимитному техасскому холдему. Это один из самых новых вариантов, появившийся примерно в 2013 году, а его быстрая версия была представлена в 2019 году. Тем не менее Spin&Go является очень популярной дисциплиной, привлекая множество игроков своей скоростью, относительной простотой и возможностью очень большого выигрыша.

Целью данной работы является разработка модели машинного обучения, которая по описанию игровой ситуации будет выдавать наиболее вероятное

действие игрока, основываясь на предобработанной истории сыгранных им раздач. Такой модели можно найти целый ряд применений. Во-первых, выделить группы ситуаций, в которых игрок не всегда действует однозначно (это, в основном, те ситуации, на которых модель ошибается) и указать на них игроку, который, проведя самостоятельный анализ, сможет систематизировать и улучшить свою игру. Имея в распоряжении большое число записей игр оппонента, такая модель позволит детально изучить его игру, обеспечив преимущество при будущих встречах. В работе [5] было показано как используя подобную модель можно создать конкурентоспособного бота, обучив её на нескольких сильных игроках. Более того, если модель будет достаточно точно повторять действия игрока, такой бот имеет хорошие шансы обходить антибот-систему многих покер-румов, что представляет интерес и в области их развития.

В первой главе работы описаны правила Spin&Go турниров, существующие виды дополнительного программного обеспечения, которыми пользуются игроки и основные направления научных работ в рассматриваемой области. Во второй главе описан формат исходных данных, алгоритм преобразования их в удобный для исследования вид и приведена некоторая статистика по полученным данным. В третьей главе описаны проведенные эксперименты и их результаты, приведены результаты сравнения нескольких моделей.

ГЛАВА 1. ОПИСАНИЕ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ И ОБЗОР ПОПУЛЯРНЫХ ВИДОВ ПРОГРАММНОГО ОБЕСПЕЧЕНИЯ

В разделе 1.1 данной главы описаны правила исследуемой игры — Spin&Go турниров по безлимитному техасскому холдему, в разделе 1.2 перечислены популярные виды дополнительного программного обеспечения, которыми пользуются игроки для улучшения своих результатов, а в разделе 1.3 сформулирована цели и задачи работы.

1.1. Правила Spin&Go турниров по безлимитному техасскому холдему

Spin&Go — это мини-турниры на 3 участника. Перед стартом турнира все участники делают одинаковый взнос, после чего определяется призовой фонд путем выбора случайного множителя для размера взноса. Распределение вероятностей множителей, само множество возможных множителей, а также некоторые другие малозначительные особенности в правилах могут различаться в зависимости от покер-рума и размера взноса. Здесь и далее рассмотрим конкретный пример: правила турниров, исследование записей которых будут проводиться в данной работе. Минимальный размер множителя призового фонда равен 2, максимальный 10000, математическое ожидание размера множителя равно 2,79. При выпадении одного из четырех максимальных множителей призовой фонд делится между игроками в пропорциях 80%/12%/8% за первое, второе и третье места соответственно. Вероятность выпадения одного из этих множителей меньше 0,13%. При выпадении любого другого множителя весь призовой фонд забирает победитель. Таким образом, математическое ожидание части призового фонда, которую забирает победитель не меньше чем

$$0,0013 \cdot 0,8 + (1 - 0,0013) \cdot 1 = 0,99974$$

Это показывает насколько важно в Spin&Go занять именно первое место и стать победителем.

После определения призового фонда игроки получают равное число фишек и начинается процесс самой игры. Если у игрока заканчиваются фишки, он выбывает, занимая соответствующее место. Игра ведется, пока в игре находятся как минимум два игрока. Размер стартового *стека* (англ. *stack*) — число фишек у игрока — равен 300.

Игра ведется по правилам безлимитного тexasского холдема. Используется стандартная колода из 52-х карт, где каждая карта представляет собой один из 13-ти упорядоченных рангов и одну из четырех равносильных мастей. Пока за столом хотя бы два игрока, начинается новый раунд (*раздача*). В начале раздачи один из игроков ставит обязательную ставку определенного размера, называемую *малым блайндом* (англ. *small blind*), а следующий за ним по часовой стрелке игрок ставит *большой блайнд* (англ. *big blind*). Большой блайнд в два раза больше малого блайнда. Размер большого блайнда изначально равен 20-ти фишкам и экспоненциально растет каждую минуту. Для справедливости, игроки, которые ставят блайнды, меняются каждую раздачу. Далее игроки получают по две карты, называемые *карманными картами* или *рукой* (англ. *hand*). Каждому игроку известны только собственные карманные карты. Начинаются первые торги, имеющие название *префлоп* (англ. *preflop*), по их окончанию из оставшейся колоды на стол, в открытую, выкладываются 3 общие карты, проходит второй раунд торгов, который называется *флоп* (англ. *flop*), выкладывается еще одна общая карта, проходит третий раунд торгов, который называется *терн* (англ. *turn*), выкладывается последняя, пятая, общая карта и начинается четвертый, последний, раунд торгов, *ривер* (англ. *river*), за которым следует стадия *вскрытия* (англ. *showdown*): игроки показывают карманные карты и составляют комбинацию из пяти карт, используя любое подмножество из двух своих карманных и пяти общих карт. Игрок с самой сильной комбинацией забирает *банк* (англ. *pot*) — все ставки сделанные игроками в текущей раздаче.

Во время торгов игроки, делая ходы по очереди, путем уравнивания и повышения максимальной ставки, должны добиться уравнивания всех ставок. Также игрок может сбросить карты (англ. *fold*), оставив все свои прошлые ставки в банке и отказавшись от участия в определении победителя, но и освобождаясь от участия в текущем и дальнейших торгах. Если все кроме одного игрока сбросили карты, раунд сразу же завершается и оставшийся игрок забирает весь банк без вскрытия. В общем случае у игрока есть следующие возможные ходы: сбросить свои карты; уравнять текущую максимальную ставку сделав *чек* (англ. *check*), если текущая ставка игрока уже равна максимальной или *колл* (англ. *call*), если для этого требуется добавить фишек из стека; повысить максимальную ставку, сделав *бет* (англ. *bet*), если текущая ставка равна нулю, или *рейз* (англ. *raise*), в противном случае. Ставка, после которой в стеке игрока не остается фишек, называют *олл-ином* (англ. *all-in*).

Порядок ходов в каждом торге задан позициями игроков. Позиции, которые занимают игроки, поставившие блайнды в начале раунда, так и называют — *малый блайнд* и *большой блайнд*, следующая за большим блайндом позиция называется *баттоном* (англ. *button*). На префлопе первый ход делает баттон, а в остальных торгах первым ходит малый блайнд. Следующим за баттоном ход делает малый блайнд, за малым блайндом большой блайнд, а за большим блайндом баттон. Позиция в раздаче играет немаловажную роль, так как игроки в более поздних позициях к моменту принятия решения имеют больше информации, чем те, кто делают ход одним из первых.

На рисунке 1 схематично показаны основные элементы интерфейса большинства покер-румов и информация, доступная игроку во время игры.

Отличительной особенностью Spin&Go является длительность турниров. Турниры проходят быстро, т.к. блайнды, по сравнению со стеками, большие и быстро растут. В связи с этим, игроки вынуждены разыгрывать больше рук и не могут постоянно сбрасывать карты в ожидании очень сильной руки. Также, игрок не успевает достаточно изучить оппонентов и подстроиться под них, т.к. турнир быстро заканчивается, а для следующего противники подбираются

заново. Это делает почти невозможным применение популярного подхода при разработке покерной стратегии — обнаружение и эксплуатация (англ. *to exploit*) слабых сторон оппонента.



Рисунок 1. Схема интерфейса покер-румов

1.2. Популярные виды программного обеспечения, используемые игроками в покер для улучшения своих результатов

В данном разделе перечислены четыре основных вида существующего дополнительного программного обеспечения, которые используются игроками в покер как во время, так и вне игровых сессий, для тренировок и улучшения своих результатов.

1.2.1. Трекеры

Трекер — это программа, которая отслеживает и записывает все события, происходящие в процессе игры. На основе этих данных трекер предоставляет игроку доступ к ряду статистик о самом игроке, сообществе игроков в целом, и, самое главное, о конкретных оппонентах. Статистика оппонентов показывается игроку прямо во время игры, что дает ему значительное преимущество, предоставляя больше данных, на которые игрок может опираться при принятии решения. Учет статистических показателей оппонентов является одним из основных подходов к разработке покерных стратегий, в том числе и ботов. Примером популярного трекера является Holdem Manager 3 [6].

1.2.2. Калькуляторы силы руки

Силу руки игрока в конкретной ситуации можно формализовать как математическое ожидание доли банка, которую игрок получит на вскрытии, если никто из игроков больше не сбросит карты (англ. *equity*). Его было бы достаточно для того, чтобы всегда принимать оптимальное решение, если бы руки всех оппонентов были известны. Однако, в покере это не так и, принимая решение, невозможно точно определить математическое ожидание для своей руки, можно лишь сделать предположение о возможных картах каждого из оппонентов и посчитать среднее арифметическое для каждого из таких вариантов, получив приблизительную оценку реального значения. Тем не менее, такая оценка используется для принятия решения большинством ботов.

Человек не способен быстро самостоятельно вычислять такую силу руки, ведь вариантов множеств карт, которые в итоге могут стать общими очень много. Для этого существуют специальные программы-калькуляторы, позволяющие посчитать математическое ожидание доли банка при заданных карманных картах, числе оппонентов и известных общих картах. Для вычисления либо перебираются все варианты, либо, с целью уменьшения времени работы, применяется метод Монте-Карло. Использование таких программ во время игры запрещено большинством покер-румов, поэтому

игроки используют их вне игровых сессий, например, для анализа сыгранных ранее раздач с целью поиска ошибок или для тренировки способности самостоятельно оценивать силу руки. Примером популярного калькулятора силы руки является PokerStove [7].

1.2.3. Решатели оптимальной стратегии по Нэшу

Оптимальной с точки зрения теории игр (англ. *Game Theory Optimal*) называется стратегия, реализующая равновесие Нэша. Человеку трудно запоминать и реализовывать такую стратегию, т.к. она является смешанной, то есть, в конкретной ситуации, задает не ход, а распределение вероятностей на множестве ходов. Тем не менее, стремление к оптимальной стратегии является основным подходом к игре на самом высоком профессиональном уровне. Из определения равновесия Нэша вытекает, что следование ему является оптимальным лишь в случае, когда ему следуют и все оппоненты. Поэтому, при игре на более низком уровне, оптимальная с точки зрения теории игр стратегия почти всегда не является оптимальной с точки зрения максимизации выигрыша.

Решатели оптимальной стратегии — это программы, вычисляющие распределение вероятностей реализующее равновесия Нэша в заданной ситуации. Такое вычисление обычно занимает несколько десятков минут. Решатели используются профессионалами для тренировок вне игровых сессий. Оптимальная с точки зрения теории игр стратегия используется некоторыми ботами, но чаще боты вычисляют слабости конкретных оппонентов и подстраивают свою игру под них. Примером популярного решателя является GTOBase [8].

1.2.4. Тренажеры

Существует отдельный вид программ, которые предлагают пользователю сделать ход в конкретной игровой ситуации, а после показывают правильный ход с пояснением почему стоит сделать именно его. Правильный ход определяется либо оптимальной с точки зрения теории игр стратегией, либо

мнением эксперта. В качестве примеров можно привести PreflopHero [9] и Simple GTO Trainer [10].

1.3. Постановка цели и задач ВКР

Основная часть научных работ в рассматриваемой области связана либо с *моделированием оппонентов* (англ. *opponent modelling*) — выявлением отличительных признаков по совокупности их действий; либо с построением полноценных стратегий, в том числе и ботов, зачастую также с использованием моделирования оппонентов.

В данной работе будет рассмотрена задача предсказания действия игрока в конкретной игровой ситуации на основе предоставленной им большой истории его игр. Эта задача будет рассмотрена как задача классификации. Множество возможных ходов представлено следующими непересекающимися классами:

- 1) Fold — сброс карт.
- 2) CallOrCheck — уравнивание текущей максимальной ставки.
- 3) ForceAllInsBetOrRaise — повышение ставки до размера большего, чем число фишек у каждого оппонента, то есть каждый из них должен будет либо сбросить карты, либо пойти в олл-ин.
- 4) AllInBetOrRaise — олл-ин, не относящийся к классу ForceAllInsBetOrRaise.
- 5) MinBetOrRaise — повышение ставки, не относящееся ни к одному из перечисленных выше классов, минимального возможного размера.
- 6) GenericBetOrRaise — повышение ставки, не относящееся ни к одному из перечисленных выше классов.

Формулировки, подобные данной, рассматривались в работах [5], [11], [12], но ни в одной из них не рассматривался формат подобный Spin&Go — безлимитный техасский холдем с ограничением в три участника без возможности пополнения стека. В данной работе были выделены более подробные классы, чтобы снизить неоднозначность соответствия класса с

реальным ходом. Данные, на основе которых будет проводиться исследование, были предоставлены самим игроком, благодаря чему карманные карты известны в каждой раздаче.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие задачи:

- 1) Разработать и реализовать алгоритм извлечения данных из большого числа текстовых файлов хранящих истории раздач.
- 2) Разработать список признаков игровой ситуации, по которым модель будет делать предсказание. Реализовать вычисление значений признаков и определение класса, в котором лежит совершенное действие, для всех действий, записи которых есть в файлах, на основе извлеченных из них данных.
- 3) Разработать и реализовать алгоритм обучения модели.
- 4) Провести анализ точности предсказаний модели.

ГЛАВА 2. ИЗВЛЕЧЕНИЕ ДАННЫХ ДЛЯ ОБУЧЕНИЯ

Каждый файл исходных данных содержит историю одного Spin&Go турнира, которая состоит из историй каждой раздачи, разделенных пустой строкой. В приложении А приведен пример записи истории раздачи.

Для разбора таких текстовых файлов была разработана контекстно-свободная грамматика, по которой, с помощью ANTLR4 [13] был сгенерирован парсер на языке Java. После обработки файла парсером, по полученному дереву запускается дополнительный обход. В процессе этого обхода поддерживается текущее состояние игры (размер банка, открытые общие карты, размер текущей ставки каждого из игроков и т.д.) и для каждого действия каждого игрока создается отдельная запись, содержащая всю необходимую далее информацию о том в каких условиях, кто и какое действие совершил. Описание игровой ситуации на момент совершения каждого действия подвергается нескольким преобразованиям:

- 1) Карманные карты сортируются по рангу.
- 2) Первые 3 общие карты (карты флопа) также сортируются по рангу.
- 3) Конкретные масти карманных и общих карт меняются, сохраняя лишь отношение эквивалентности.

Полученное описание, с точки зрения правил игры, полностью эквивалентно исходному, но такие преобразования позволяют существенно уменьшить число их различных вариантов.

В исследованиях в области покера часто рассматривают раунды торгов по отдельности, так как стратегии для них достаточно сильно отличаются. В рамках данной работы исходные данные были разбиты на 8 групп по раунду торгов и числу оставшихся игроков: `preflop_2`, `preflop_3`, `flop_2`, `flop_3`, `turn_2`, `turn_3`, `river_2`, `river_3`. В ходе исследований рассматривались как отдельные группы, так и некоторые их объединения: $\text{preflop} = \text{preflop_2} \cup \text{preflop_3}$, $\text{flop} = \text{flop_2} \cup \text{flop_3}$, $\text{turn} = \text{turn_2} \cup \text{turn_3}$, $\text{river} = \text{river_2} \cup \text{river_3}$, $\text{postflop} = \text{flop} \cup \text{turn} \cup \text{river}$ и $\text{all} = \text{preflop} \cup \text{postflop}$. Таким образом, набор `all` содержит все

записи. На рисунке 2 приведена схема разбиения данных, стрелки обозначают отношение включения.

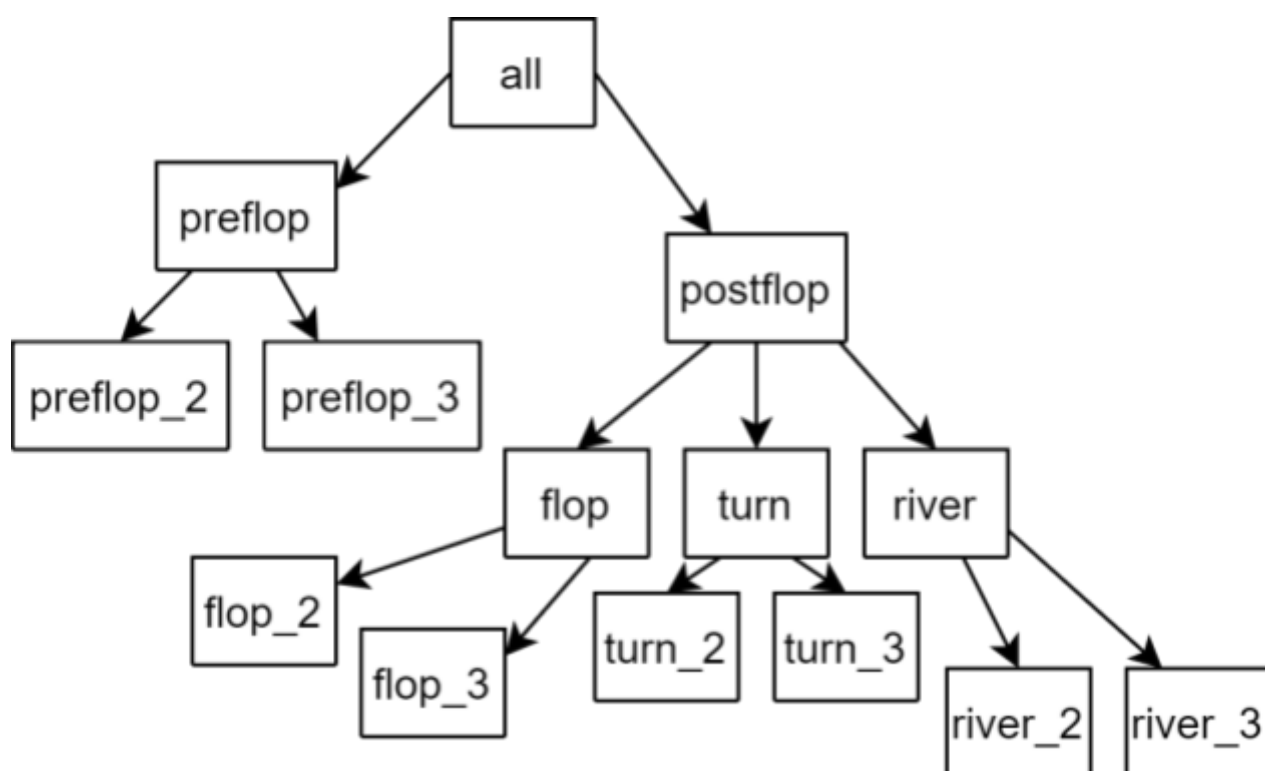


Рисунок 2. Схема разбиения данных на наборы

Для каждого из 14-ти описанных наборов отдельно был разработан список признаков, по которым будет осуществляться предсказание. Выделенные признаки содержат информацию о размере банка; карманных и общих картах; позиции, размере текущей ставки и стеке каждого из игроков; информацию о том, кто из игроков последним повышал ставку для каждого из прошедших раундов торгов и не только. Полные списки признаков для каждого набора и их описание приведены в приложении Б. В таблице 1 показано число выделенных признаков для каждого из наборов.

Таблица 1. Число выделенных признаков для каждого из наборов

Набор данных	all	preflop	postflop	flop	turn	river	preflop_2
Число признаков	40	22	38	32	31	34	18
Набор данных	preflop_3	flop_2	flop_3	turn_2	turn_3	river_2	river_3
Число признаков	20	27	31	26	30	29	33

Признаки и классы, соответствующие действию игрока, были извлечены из обработанных ранее данных и записаны в 14 таблиц PostgreSQL [14]. На рисунке 3 схематично показан весь процесс извлечения данных.

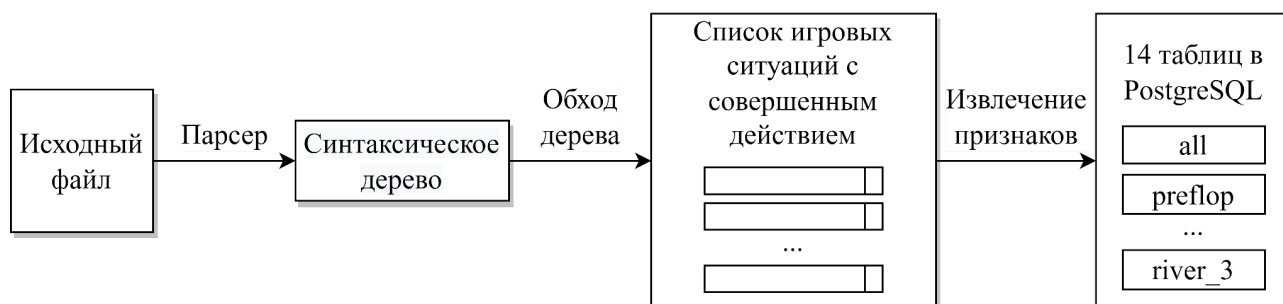


Рисунок 3. Схема процесса извлечения данных

Алгоритмы извлечения признаков из дерева разбора реализованы на языке Kotlin. Так как и Kotlin и Java являются JVM языками, эти алгоритмы легко использовать вместе со сгенерированным ранее парсером на Java.

История турниров, которая будет анализироваться в данной работе была предоставлена регулярным игроком. История содержит более 2,6 миллионов раздач сыгранных в период с октября 2020 года по март 2022 года. Таблица 2 содержит информацию о распределении объектов по классам для каждого набора данных.

Таблица 2. Распределение объектов каждого набора по классам

	Fold	CallOrCheck	ForceAllInsBetOrRaise	AllInBetOrRaise	MinBetOrRaise	GenericBetOrRaise	Всего
all	1411188 (37,2%)	1205413 (31,8%)	402304 (10,6%)	445808 (11,8%)	240060 (6,3%)	87410 (2,3%)	3792183
preflop	1183453 (43,3%)	669065 (24,5%)	374821 (13,7%)	419265 (15,3%)	75362 (2,8%)	12092 (0,4%)	2734058
postflop	227735 (21,5%)	536348 (50,7%)	27483 (2,6%)	26543 (2,5%)	164698 (15,6%)	75318 (7,1%)	1058125
flop	133131 (21,8%)	291341 (47,8%)	15590 (2,6%)	15473 (2,5%)	122540 (20,1%)	31569 (5,2%)	609644
turn	53158 (18,9%)	152561 (54,2%)	8175 (2,9%)	7821 (2,8%)	32714 (11,6%)	27079 (9,6%)	281508
river	41446 (24,8%)	92446 (55,4%)	3718 (2,2%)	3249 (1,9%)	9444 (5,7%)	16670 (10%)	166973
preflop_2	578137 (31,2%)	602134 (32,5%)	315916 (17%)	315223 (17%)	31244 (1,7%)	10939 (0,6%)	1853593
preflop_3	605316 (68,7%)	66931 (7,6%)	58905 (6,7%)	104042 (11,8%)	44118 (5,0%)	1153 (0,1%)	880465
flop_2	118020 (21,5%)	250618 (45,7%)	14243 (2,6%)	13745 (2,5%)	122381 (22,3%)	29578 (5,4%)	548585
flop_3	15111 (24,7%)	40723 (66,7%)	1347 (2,2%)	1728 (2,8%)	159 (0,3%)	1991 (3,3%)	61059
turn_2	47269 (18,5%)	136152 (53,3%)	7633 (3%)	7225 (2,8%)	32397 (12,7%)	24852 (9,7%)	255528
turn_3	5889 (22,7%)	16409 (63,2%)	542 (2,1%)	596 (2,3%)	317 (1,2%)	2227 (8,6%)	25980
river_2	38796 (25%)	84701 (54,7%)	3588 (2,3%)	3065 (2%)	9068 (5,9%)	15682 (10,1%)	154900
river_3	2650 (21,9%)	7745 (64,2%)	130 (1,1%)	184 (1,5%)	376 (3,1%)	988 (8,2%)	12073

Доля объектов класса `GenericBetOrRaise`, единственного класса, который задает действие игрока не однозначно, всего 2,3% среди всех данных и максимум 10,1% в пределах одного набора. Среднее число раздач сыгранных против конкретного оппонента мене 34, что отражает сложность применения в `Spin&Go`, эффективных во многих других дисциплинах, методов моделирования оппонентов.

ГЛАВА 3. ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫЕ ИССЛЕДОВАНИЯ

В этой главе описываются несколько моделей и подходов к обучению на данных, извлеченных в главе 2. Для каждой из выделенных групп данных экспериментальным путем определяется модель и набор данных, на котором ее нужно обучать, обеспечивающие лучшее значение целевой метрики. Также в разделе 3.2 приводится сравнение разработанных признаков и моделей с аналогами, описанными в работе [11].

3.1. Применение модели CatBoostClassifier

Основной моделью для исследования был выбран лес решающих деревьев (англ. *random forest*), а именно CatBoostClassifier [15]. Этому послужили несколько причин: предположительно, процесс принятия решения человеком схож с работой решающего дерева; среди выделенных признаков есть немало категориальных признаков и признаков, значение которых определено не для всех объектов; эффективность леса решающих деревьев значительно менее подвержена влиянию подбора дополнительных параметров модели; CatBoostClassifier позволяет проводить обучение модели на графическом процессоре, что на несколько порядков уменьшает затрачиваемое на каждое обучение время.

При обучении модели, необходимые данные загружаются из PostgreSQL в оперативную память, случайно разбиваются на обучающую и тестовую выборку 75% на 25% соответственно, затем происходит обучение модели с выбранными параметрами и подсчет метрик. В качестве целевой метрики была выбрана взвешенная f1-мера. Схема процесса обучения модели приведена на рисунке 4.

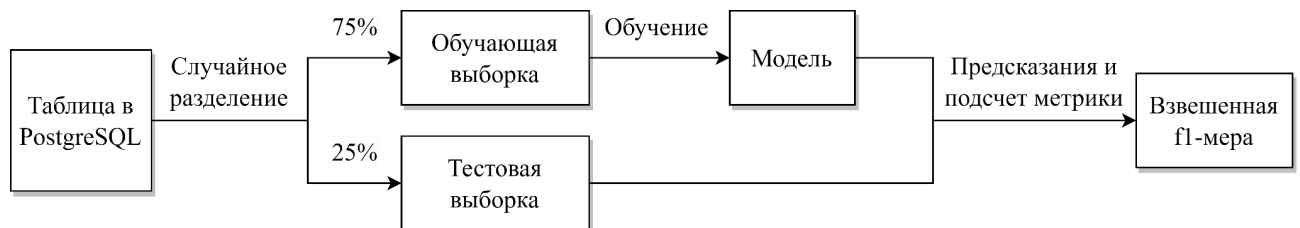


Рисунок 4. Схема процесса обучения модели

На рисунке 5 показаны средние значения 100 измерений взвешенной f1-меры для модели CatBoostClassifier, обученной на каждом из наборов данных. Значения приведены как для всего набора данных, так и отдельно для каждой входящей в набор группы.

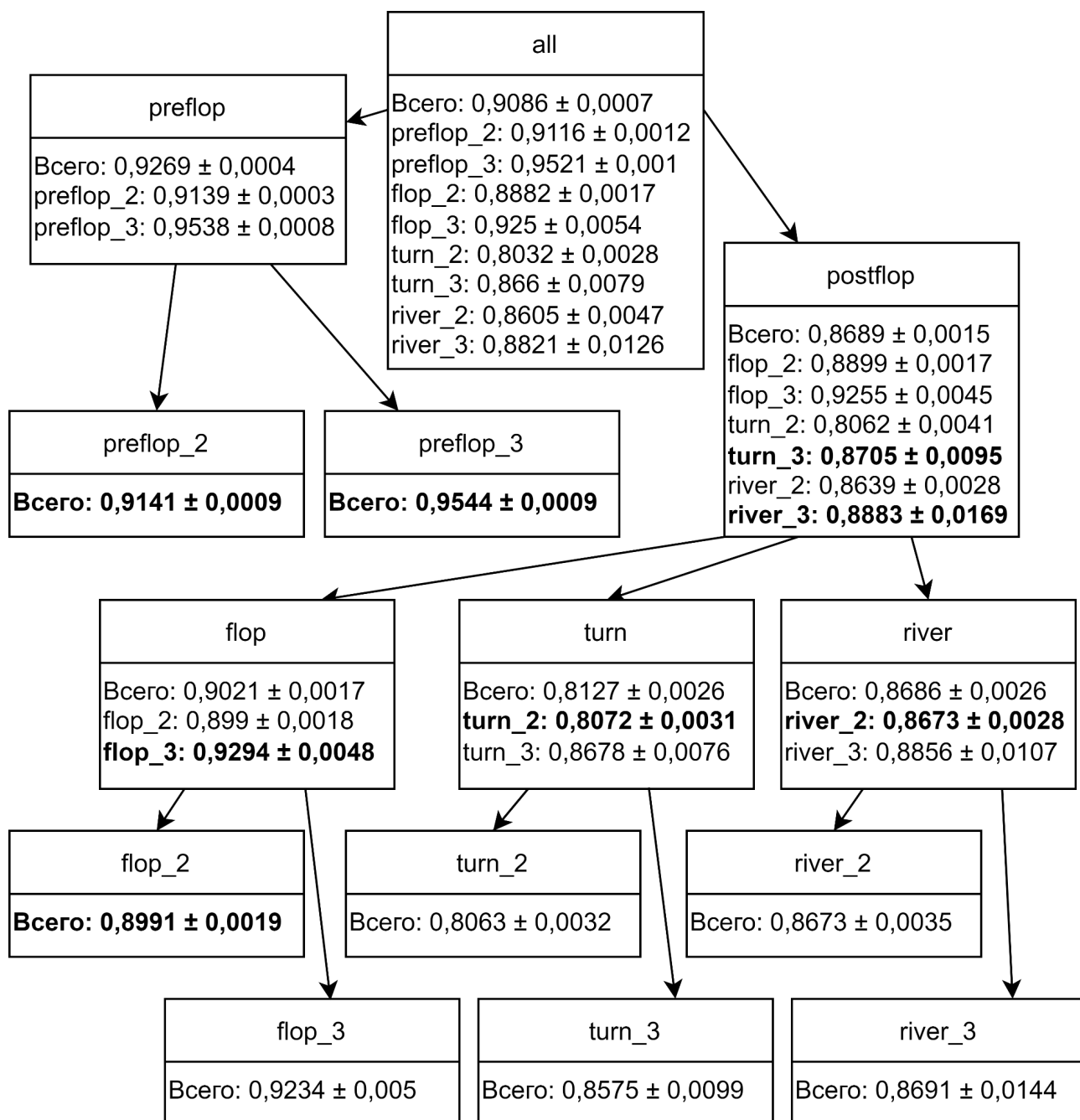


Рисунок 5. Среднее арифметическое значение взвешенной f1-меры по результатам 100 обучений CatBoostClassifier

Наилучшие результаты для групп `preflop_2`, `preflop_3` и `flop_2` достигаются при обучении только на объектах самой группы. Это можно объяснить тем, что стратегия игрока существенно отличается в зависимости от раунда торгов и наличия третьего игрока за столом. Однако, на эти 3 группы приходится более 86,5% всех объектов, что обеспечивает достаточный объем для обучения модели, в отличие от всех остальных групп. Классы объектов групп `flop_3`, `turn_2`, `river_2` лучше всего предсказываются при обучении на всех объектах соответствующего раунда торгов, а двух наименьших групп `turn_3` и `river_3` при обучении на всех объектах набора `postflop`.

Алгоритмы обучения и анализа моделей были написаны на языке Python, так как большинство реализаций моделей машинного обучения, в том числе и `CatBoostClassifier`, написаны именно на нем.

3.2. Сравнение `CatBoostClassifier` с другими моделями

Кроме `CatBoostClassifier` были протестированы несколько моделей популярной библиотеки `scikit-learn` [16]. Так как все они работают только с числовыми признаками, определенными для всех объектов, категориальные признаки были переведены в численные а затем каждый признак, по отдельности, был отмасштабирован в отрезок $[0; 1]$. Полный список соответствующих преобразований приведен в приложении В. Для экспериментов были выбраны следующие модели:

- 1) Метод k ближайших соседей (kNN), `KNeighborsClassifier` со всеми значениями параметра числа соседей от 1 до 50.
- 2) Метод k взвешенных ближайших соседей ($WkNN$), `KNeighborsClassifier` с параметром `weights = distance` и всеми значениями числа соседей от 1 до 50.
- 3) Нейронная сеть (MLP), `MLPClassifier` со значениями параметра размера скрытого слоя 10, 20, 50, 100, 250, 500, 750, 1000 и коэффициента скорости обучения 10^{-4} , 10^{-3} , 10^{-2} , 10^{-1} .

- 4) Лес решающих деревьев (scikit-learn RF), RandomForestClassifier со значениями параметра числа деревьев 100, 500 и 1000.

В таблице 3 показаны лучшие значения взвешенной f1-меры для каждой из этих моделей в среднем по результатам 10 измерений. Также в таблице содержатся результаты CatBoostClassifier после приведения всех признаков к числовому виду (CatBoost RF num) и, для сравнения, предыдущие результаты с рисунка 5 (CatBoost RF cat).

Таблица 3. Среднее арифметическое значение взвешенной f1-меры для лучшей комбинации рассмотренных значений параметров каждой из моделей

	kNN	WkNN	MLP	scikit-learn RF	CatBoost RF num	CatBoost RF cat
postflop	0,7943 ± 0,0034	0,7785 ± 0,0024	0,8597 ± 0,0026	0,8565 ± 0,0015	0,8686 ± 0,0011	0,8689 ± 0,0015
flop	0,8213 ± 0,0019	0,8154 ± 0,0011	0,8941 ± 0,002	0,8945 ± 0,0015	0,9016 ± 0,0018	0,9021 ± 0,0017
turn	0,7015 ± 0,0033	0,7031 ± 0,0003	0,7994 ± 0,0019	0,7977 ± 0,0016	0,8133 ± 0,0017	0,8127 ± 0,0026
river	0,7707 ± 0,0021	0,7702 ± 0,0024	0,8566 ± 0,0031	0,8470 ± 0,0024	0,8676 ± 0,0018	0,8686 ± 0,0026
preflop_2	0,8635 ± 0,0019	0,8659 ± 0,002	0,9071 ± 0,0028	0,9034 ± 0,0021	0,9132 ± 0,0009	0,9141 ± 0,0009
preflop_3	0,9231 ± 0,0016	0,9288 ± 0,0011	0,9478 ± 0,0031	0,9507 ± 0,0018	0,9546 ± 0,0009	0,9544 ± 0,0009
flop_2	0,8122 ± 0,0014	0,8154 ± 0,0019	0,8913 ± 0,0023	0,8923 ± 0,0011	0,8991 ± 0,0018	0,8991 ± 0,0019
flop_3	0,7970 ± 0,0016	0,799 ± 0,0026	0,9138 ± 0,0033	0,9088 ± 0,0029	0,9255 ± 0,005	0,9234 ± 0,005
turn_2	0,7235 ± 0,0009	0,7282 ± 0,0036	0,7999 ± 0,0032	0,7924 ± 0,0013	0,8062 ± 0,0036	0,8063 ± 0,0032
turn_3	0,7345 ± 0,0047	0,7321 ± 0,0067	0,8451 ± 0,0061	0,8358 ± 0,0052	0,8572 ± 0,0088	0,8575 ± 0,0099

river_2	0,7807 ± 0,0038	0,7815 ± 0,0031	0,8595 ± 0,0033	0,8513 ± 0,0023	0,8665 ± 0,0039	0,8673 ± 0,0035
river_3	0,7312 ± 0,0143	0,7262 ± 0,0123	0,8650 ± 0,005	0,8489 ± 0,0059	0,8707 ± 0,0106	0,8691 ± 0,0144

По представленным результатам видно, что CatBoostClassifier показывает лучшие результаты на всех рассмотренных наборах. При этом, в четырех строках показатели улучшились после избавления от категориальных признаков, но все эти изменения находятся в пределах погрешности измерений. MLP, хоть и не показал лучший результат ни на одном наборе, для некоторых, очень сильно к нему приблизился и, возможно, он способен обойти CatBoostClassifier, если более тонко подобрать значения гиперпараметров.

3.3. Сравнение с работой [11]

В работе [11] ставилась цель, схожая с целью данной работы. В ней рассматривался другая дисциплина покера — Zoom с 6-ю участниками. Однако, тоже по правилам безлимитного техасского холдема. Таким образом, любая игровая ситуация в турнире Spin&Go может возникнуть также и в Zoom с 6-ю участниками. Авторами были рассмотрены разбиения на 5 наборов данных: preflop, postflop, flop, turn и river.

Для сравнения с этой работой, были реализованы описанные в ней алгоритмы, извлечены признаки и проведена постобработка данных для каждого из наборов. В частности, для вычисления значений признака эффективной силы руки (EHS) была использована библиотека OMPEval [17] и алгоритм описанный в работе [18]. Для каждого из 5-ти наборов были рассмотрены 3 модели: CatBoostClassifier, MLP и WkNN, аналогично пункту 3.2, и 10 раз измерено значение взвешенной f1-меры. Результаты представлены в таблицах 4, 5, 6. В первой колонке каждой из них содержатся значения для модели, обученной на признаках, описанных в работе [11] и после

соответствующей обработки данных, во второй колонке содержатся значения для обучения по алгоритмам, описанным в пунктах 3.1 и 3.2 данной работы.

Таблица 4. Среднее арифметическое значение взвешенной f1-меры для модели CatBoostClassifier

	Алгоритмы и признаки взяты из работы [11]	Алгоритмы и признаки разработанные в рамках данной работы
preflop	$0,8481 \pm 0,0034$	$0,9269 \pm 0,0004$
postflop	$0,8371 \pm 0,0011$	$0,8689 \pm 0,0015$
flop	$0,8601 \pm 0,0013$	$0,9021 \pm 0,0017$
turn	$0,7828 \pm 0,003$	$0,8127 \pm 0,0026$
river	$0,843 \pm 0,0021$	$0,8686 \pm 0,0026$

Таблица 5. Среднее арифметическое значение взвешенной f1-меры для модели MLP

	Алгоритмы и признаки взяты из работы [11]	Алгоритмы и признаки разработанные в рамках данной работы
preflop	$0,8126 \pm 0,0097$	$0,9152 \pm 0,003$
postflop	$0,8214 \pm 0,0012$	$0,8597 \pm 0,0026$
flop	$0,8526 \pm 0,0032$	$0,8941 \pm 0,002$
turn	$0,7683 \pm 0,0047$	$0,7994 \pm 0,0019$
river	$0,8286 \pm 0,0073$	$0,8566 \pm 0,0031$

Таблица 6. Среднее арифметическое значение взвешенной f1-меры для модели WkNN

	Алгоритмы и признаки взяты из работы [11]	Алгоритмы и признаки разработанные в рамках данной работы
preflop	$0,8075 \pm 0,0017$	$0,8813 \pm 0,0016$
postflop	$0,8007 \pm 0,0008$	$0,7785 \pm 0,0024$
flop	$0,8342 \pm 0,0011$	$0,8154 \pm 0,0011$
turn	$0,7407 \pm 0,0005$	$0,7031 \pm 0,0003$
river	$0,7864 \pm 0,0005$	$0,7702 \pm 0,0024$

Подход из работы [11] показывает себя лучше лишь для модели WkNN, которая не является лучшей ни для одной из сравниваемых работ. Напротив, основные для двух работ модели — лес решающих деревьев и нейронная сеть, показывают значительно лучшие результаты при обучении на признаках, выделенных в данной работе. Это показывает, что эти признаки более приближены к тем, на которые полагается игрок, принимая решение.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В рамках данной работы были описаны основные направления исследований и существующие программного обеспечения в области построения стратегий для игры в покер. Был описан формат Spin&Go турниров по безлимитному техасскому холдему и поставлена задача, заключающаяся в разработке модели, предсказывающей действия игрока на основе анализа истории сыгранных им раздач. Была сформулирована задача классификации и разработан список из шести классов, сравнительно точно описывающий искомое действие игрока.

При разработке была описана структура текстового файла с записью истории турнира и алгоритм извлечения из него необходимых для обучения данных. После обработки всех файлов был произведен анализ полученных всех данных и выделены 14 наборов для отдельного рассмотрения задачи на каждом из них. Были проведены эксперименты с несколькими моделями машинного обучения, лучшей, по результатам которых, оказалась модель CatBoostClassifier — градиентный бустинг с решающими деревьями, с числом деревьев равным 500, глубиной 6 и коэффициентом скорости обучения 0,03.

Таким образом был получен алгоритм, который принимает на вход файлы с текстовой записью истории Spin&Go турниров и никнейм игрока, производит разбор файлов и обучение нескольких моделей, а на выходе выдает функцию, возвращающую наиболее вероятный ход, который совершит заданный игрок, по описанию игровой ситуации, которое также может быть получено из текстовой записи частью этого алгоритма.

Алгоритм был реализован частями на трех языках: Java, Kotlin и Python с использованием генератора парсеров ANTLR4, системой управления базами данных PostgreSQL и библиотекой машинного обучения CatBoost [19].

На основе полученной модели можно разработать продукт для самостоятельных тренировок игроков и анализа своей истории раздач, а также попытаться создать бота, предварительно собрав большую базу историй игр успешных игроков.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Brown N., Sandholm T. Superhuman AI for multiplayer poker //Science. – 2019. – Т. 365. – №. 6456. – С. 885-890.
2. Brown N., Sandholm T., Machine S. Libratus: The Superhuman AI for No-Limit Poker //IJCAI. – 2017. – С. 5226-5228.
3. Philander K. S., Abarbanel B. L. Determinants of internet poker adoption //Journal of gambling studies. – 2014. – Т. 30. – №. 3. – С. 609-623.
4. Mudrik M. Moneymaker effect and his marketing impact to poker boom //Exclusive journal. Economy & society & environment. – 2016. – №. 2.
5. Teófilo L. F. G. et al. Building a poker playing agent based on game logs using supervised learning //Магистерская работа. Universidade do Porto. – 2010.
6. Holdem Manager 3 [Электронный ресурс]. — URL: <https://www.holdemmanager.com/hm3/> (дата обращения 01.04.2022).
7. PokerStove [Электронный ресурс]. — URL: <https://github.com/andrewprock/pokerstove/> (дата обращения 01.04.2022).
8. GTOBase [Электронный ресурс]. — URL: <https://gtobase.com/> (дата обращения 01.04.2022).
9. PreflopHero [Электронный ресурс]. — URL: <https://preflophero.com/> (дата обращения 01.04.2022).
10. Simple GTO Trainer [Электронный ресурс]. — URL: https://simplepoker.com/Solutions/Simple_GTO_Trainer/ (дата обращения 01.04.2022).
11. Carneiro M. G., Gabriel A. What's the Next Move? Learning Player Strategies in Zoom Poker Games //2018 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC). – IEEE, 2018. – С. 1-8.
12. Rubin J., Watson I. Case-based strategies in computer poker //AI communications. – 2012. – Т. 25. – №. 1. – С. 19-48.

13. ANTLR [Электронный ресурс]. — URL: <https://www.antlr.org/> (дата обращения 01.04.2022).
14. PostgreSQL [Электронный ресурс]. — URL: <https://www.postgresql.org/> (дата обращения 01.04.2022).
15. CatBoostClassifier [Электронный ресурс]. — URL: https://catboost.ai/docs/concepts/python-reference_catboostclassifier/ (дата обращения 01.04.2022).
16. Scikit-learn [Электронный ресурс]. — URL: <https://scikit-learn.org/stable/> (дата обращения 01.04.2022).
17. OMPEval [Электронный ресурс]. — URL: <https://github.com/zekyll/OMPEval> (дата обращения 01.04.2022).
18. Billings D. et al. Opponent modeling in poker //Aaai/iaai. – 1998. – Т. 493. – №. 499. – С. 105.
19. CatBoost [Электронный ресурс]. — URL: <https://catboost.ai/en/docs/> (дата обращения 01.04.2022).

ПРИЛОЖЕНИЕ А. ПРИМЕР ЗАПИСИ ИСТОРИИ РАЗДАЧИ

- 1) Tournament buyIn: 0.85\$ + 0.15\$ level: 1 - HandId: #1234567890123-4-567890123 - Holdem no limit (10/20) - 2020/01/01 15:33:35 UTC
- 2) Table: 456789123#0 3-max (real money) Seat #1 is the button
- 3) Seat 1: Alice (290)
- 4) Seat 2: Bob (350)
- 5) Seat 3: Clement (260)
- 6) *** ANTE/BLINDS ***
- 7) Bob posts small blind 10
- 8) Clement posts big blind 20
- 9) Dealt to Clement [8c 4c]
- 10) *** PRE-FLOP ***
- 11) Alice folds
- 12) Bob calls 10
- 13) Clement checks
- 14) *** FLOP *** [6s Qs 7c]
- 15) Bob checks
- 16) Clement bets 20
- 17) Bob calls 20
- 18) *** TURN *** [6s Qs 7c][6d]
- 19) Bob checks
- 20) Clement checks
- 21) *** RIVER *** [6s Qs 7c 6d][5h]
- 22) Bob bets 40
- 23) Clement raises 180 to 220 and is all-in
- 24) Bob folds
- 25) Clement collected 340 from pot
- 26) *** SUMMARY ***
- 27) Total pot 340 | No rake

28) Board: [6s Qs 7c 6d 5h]

29) Seat 3: Clement (big blind) won 340

Строка 1 содержит информацию о турнире, уникальный идентификатор раздачи, размер блайндов и дату, когда раздача была сыграна. В строке 2 записан уникальный идентификатор турнира и номер игрока, занимающего позицию баттона. Строки 3, 4, 5 содержат никнеймы игроков и размеры их стеков. В строке 9 указаны карты, которые получил игрок, от лица которого была записана раздача. Далее следуют все этапы торгов. Каждые торги начинаются со строки с их названием и общими картами, открытыми к моменту их начала (строки 10, 14, 18, 21), за которой, по одному на строке, записаны действия игроков в хронологическом порядке. В случае, если раздача доходит до стадии вскрытия, в отдельной секции записаны карманные карты игроков, оставшихся в раздаче к этому моменту.

ПРИЛОЖЕНИЕ Б. ОПИСАНИЕ ИЗВЛЕЧЕННЫХ ПРИЗНАКОВ

1. Список признаков для набора all:
 - 1.1. big_blind_value
 - 1.2. pot
 - 1.3. card_1_rank_ordinal
 - 1.4. card_2_rank_ordinal
 - 1.5. cards_rank_difference
 - 1.6. are_cards_of_same_suit
 - 1.7. my_position
 - 1.8. my_stack
 - 1.9. my_chips_on_board
 - 1.10. prev_player_position
 - 1.11. prev_player_stack
 - 1.12. prev_player_chips_on_board
 - 1.13. prev_player_stat_vpip
 - 1.14. prev_player_stat_af
 - 1.15. next_player_stack
 - 1.16. next_player_chips_on_board
 - 1.17. next_player_stat_vpip
 - 1.18. next_player_stat_af
 - 1.19. preflop_aggressor
 - 1.20. flop_aggressor
 - 1.21. turn_aggressor
 - 1.22. pot_odds
 - 1.23. my_effective_stack
 - 1.24. preflop_equity
 - 1.25. is_my_position_earlier_than_prev_on_postflop
 - 1.26. number_of_clubs_on_board
 - 1.27. number_of_diamonds_on_board
 - 1.28. number_of_same_rank_with_my_card_1_on_board

- 1.29. number_of_same_rank_with_my_card_2_on_board
- 1.30. chance_to_get_straight_flash
- 1.31. chance_to_get_straight
- 1.32. board_ranks_flop
- 1.33. board_ranks_turn
- 1.34. board_ranks_river
- 1.35. board_suits_flop
- 1.36. board_suits_turn
- 1.37. board_suits_river
- 1.38. number_of_high_rank_cards_on_board
- 1.39. chance_for_opponent_to_get_straight_flush
- 1.40. chance_for_opponent_to_get_straight
- 2. Список признаков для набора prefllop:
 - 2.1. big_blind_value
 - 2.2. pot
 - 2.3. card_1_rank_ordinal
 - 2.4. card_2_rank_ordinal
 - 2.5. cards_rank_difference
 - 2.6. are_cards_of_same_suit
 - 2.7. my_position
 - 2.8. my_stack
 - 2.9. my_chips_on_board
 - 2.10. prev_player_position
 - 2.11. prev_player_stack
 - 2.12. prev_player_chips_on_board
 - 2.13. prev_player_stat_vpip
 - 2.14. prev_player_stat_af
 - 2.15. next_player_stack
 - 2.16. next_player_chips_on_board
 - 2.17. next_player_stat_vpip

- 2.18. next_player_stat_af
- 2.19. pot_odds
- 2.20. my_effective_stack
- 2.21. preflop_equity
- 2.22. is_my_position_earlier_than_prev_on_postflop
- 3. Список признаков для набора postflop:
 - 3.1. big_blind_value
 - 3.2. pot
 - 3.3. card_1_rank_ordinal
 - 3.4. card_2_rank_ordinal
 - 3.5. cards_rank_difference
 - 3.6. are_cards_of_same_suit
 - 3.7. my_position
 - 3.8. my_stack
 - 3.9. my_chips_on_board
 - 3.10. prev_player_stack
 - 3.11. prev_player_chips_on_board
 - 3.12. prev_player_stat_vpip
 - 3.13. prev_player_stat_af
 - 3.14. next_player_stack
 - 3.15. next_player_chips_on_board
 - 3.16. next_player_stat_vpip
 - 3.17. next_player_stat_af
 - 3.18. preflop_aggressor
 - 3.19. flop_aggressor
 - 3.20. turn_aggressor
 - 3.21. pot_odds
 - 3.22. my_effective_stack
 - 3.23. is_my_position_earlier_than_prev_on_postflop
 - 3.24. number_of_clubs_on_board

- 3.25. number_of_diamonds_on_board
- 3.26. number_of_same_rank_with_my_card_1_on_board
- 3.27. number_of_same_rank_with_my_card_2_on_board
- 3.28. chance_to_get_straight_flash
- 3.29. chance_to_get_straight
- 3.30. board_ranks_flop
- 3.31. board_ranks_turn
- 3.32. board_ranks_river
- 3.33. board_suits_flop
- 3.34. board_suits_turn
- 3.35. board_suits_river
- 3.36. number_of_high_rank_cards_on_board
- 3.37. chance_for_opponent_to_get_straight_flush
- 3.38. chance_for_opponent_to_get_straight
- 4. Список признаков для набора flop:
 - 4.1. big_blind_value
 - 4.2. pot
 - 4.3. card_1_rank_ordinal
 - 4.4. card_2_rank_ordinal
 - 4.5. cards_rank_difference
 - 4.6. are_cards_of_same_suit
 - 4.7. my_position
 - 4.8. my_stack
 - 4.9. my_chips_on_board
 - 4.10. prev_player_stack
 - 4.11. prev_player_chips_on_board
 - 4.12. prev_player_stat_vpip
 - 4.13. prev_player_stat_af
 - 4.14. next_player_stack
 - 4.15. next_player_chips_on_board

- 4.16. next_player_stat_vpip
- 4.17. next_player_stat_af
- 4.18. preflop_aggressor
- 4.19. pot_odds
- 4.20. my_effective_stack
- 4.21. is_my_position_earlier_than_prev_on_postflop
- 4.22. number_of_clubs_on_board
- 4.23. number_of_diamonds_on_board
- 4.24. number_of_same_rank_with_my_card_1_on_board
- 4.25. number_of_same_rank_with_my_card_2_on_board
- 4.26. rank_difference_of_1_and_2_cards_on_board
- 4.27. rank_difference_of_2_and_3_cards_on_board
- 4.28. chance_to_get_straight_flash
- 4.29. chance_to_get_straight
- 4.30. board_ranks_flop
- 4.31. board_suits_flop
- 4.32. number_of_high_rank_cards_on_board
- 5. Список признаков для набора turn:
 - 5.1. big_blind_value
 - 5.2. pot
 - 5.3. card_1_rank_ordinal
 - 5.4. card_2_rank_ordinal
 - 5.5. cards_rank_difference
 - 5.6. are_cards_of_same_suit
 - 5.7. my_position
 - 5.8. my_stack
 - 5.9. my_chips_on_board
 - 5.10. prev_player_stack
 - 5.11. prev_player_chips_on_board
 - 5.12. prev_player_stat_vpip

- 5.13. prev_player_stat_af
 - 5.14. next_player_stack
 - 5.15. next_player_chips_on_board
 - 5.16. next_player_stat_vpip
 - 5.17. next_player_stat_af
 - 5.18. preflop_aggressor
 - 5.19. flop_aggressor
 - 5.20. pot_odds
 - 5.21. my_effective_stack
 - 5.22. is_my_position_earlier_than_prev_on_postflop
 - 5.23. number_of_clubs_on_board
 - 5.24. number_of_diamonds_on_board
 - 5.25. number_of_same_rank_with_my_card_1_on_board
 - 5.26. number_of_same_rank_with_my_card_2_on_board
 - 5.27. chance_to_get_straight_flash
 - 5.28. chance_to_get_straight
 - 5.29. board_ranks_turn
 - 5.30. board_suits_turn
 - 5.31. number_of_high_rank_cards_on_board
6. Список признаков для набора river:
- 6.1. big_blind_value
 - 6.2. pot
 - 6.3. card_1_rank_ordinal
 - 6.4. card_2_rank_ordinal
 - 6.5. cards_rank_difference
 - 6.6. are_cards_of_same_suit
 - 6.7. my_position
 - 6.8. my_stack
 - 6.9. my_chips_on_board
 - 6.10. prev_player_stack

- 6.11. prev_player_chips_on_board
 - 6.12. prev_player_stat_vpip
 - 6.13. prev_player_stat_af
 - 6.14. next_player_stack
 - 6.15. next_player_chips_on_board
 - 6.16. next_player_stat_vpip
 - 6.17. next_player_stat_af
 - 6.18. preflop_aggressor
 - 6.19. flop_aggressor
 - 6.20. turn_aggressor
 - 6.21. pot_odds
 - 6.22. my_effective_stack
 - 6.23. is_my_position_earlier_than_prev_on_postflop
 - 6.24. number_of_clubs_on_board
 - 6.25. number_of_diamonds_on_board
 - 6.26. number_of_same_rank_with_my_card_1_on_board
 - 6.27. number_of_same_rank_with_my_card_2_on_board
 - 6.28. chance_to_get_straight_flash
 - 6.29. chance_to_get_straight
 - 6.30. board_ranks_river
 - 6.31. board_suits_river
 - 6.32. number_of_high_rank_cards_on_board
 - 6.33. chance_for_opponent_to_get_straight_flush
 - 6.34. chance_for_opponent_to_get_straight
7. Список признаков для набора preflop_2:
- 7.1. big_blind_value
 - 7.2. pot
 - 7.3. card_1_rank_ordinal
 - 7.4. card_2_rank_ordinal
 - 7.5. cards_rank_difference

- 7.6. are_cards_of_same_suit
 - 7.7. my_position
 - 7.8. my_stack
 - 7.9. my_chips_on_board
 - 7.10. prev_player_position
 - 7.11. prev_player_stack
 - 7.12. prev_player_chips_on_board
 - 7.13. prev_player_stat_vpip
 - 7.14. prev_player_stat_af
 - 7.15. pot_odds
 - 7.16. my_effective_stack
 - 7.17. preflop_equity
 - 7.18. is_my_position_earlier_than_prev_on_postflop
8. Список признаков для набора preflop_3:
- 8.1. big_blind_value
 - 8.2. pot
 - 8.3. card_1_rank_ordinal
 - 8.4. card_2_rank_ordinal
 - 8.5. cards_rank_difference
 - 8.6. are_cards_of_same_suit
 - 8.7. my_position
 - 8.8. my_stack
 - 8.9. my_chips_on_board
 - 8.10. prev_player_stack
 - 8.11. prev_player_chips_on_board
 - 8.12. prev_player_stat_vpip
 - 8.13. prev_player_stat_af
 - 8.14. next_player_stack
 - 8.15. next_player_chips_on_board
 - 8.16. next_player_stat_vpip

- 8.17. next_player_stat_af
- 8.18. pot_odds
- 8.19. my_effective_stack
- 8.20. preflop_equity
- 9. Список признаков для набора flop_2:
 - 9.1. big_blind_value
 - 9.2. pot
 - 9.3. card_1_rank_ordinal
 - 9.4. card_2_rank_ordinal
 - 9.5. cards_rank_difference
 - 9.6. are_cards_of_same_suit
 - 9.7. my_stack
 - 9.8. my_chips_on_board
 - 9.9. prev_player_stack
 - 9.10. prev_player_chips_on_board
 - 9.11. prev_player_stat_vpip
 - 9.12. prev_player_stat_af
 - 9.13. preflop_aggressor
 - 9.14. pot_odds
 - 9.15. my_effective_stack
 - 9.16. is_my_position_earlier_than_prev_on_postflop
 - 9.17. number_of_clubs_on_board
 - 9.18. number_of_diamonds_on_board
 - 9.19. number_of_same_rank_with_my_card_1_on_board
 - 9.20. number_of_same_rank_with_my_card_2_on_board
 - 9.21. rank_difference_of_1_and_2_cards_on_board
 - 9.22. rank_difference_of_2_and_3_cards_on_board
 - 9.23. chance_to_get_straight_flash
 - 9.24. chance_to_get_straight
 - 9.25. board_ranks_flop

- 9.26. board_suits_flop
- 9.27. number_of_high_rank_cards_on_board
- 10. Список признаков для набора flop_3:
 - 10.1. big_blind_value
 - 10.2. pot
 - 10.3. card_1_rank_ordinal
 - 10.4. card_2_rank_ordinal
 - 10.5. cards_rank_difference
 - 10.6. are_cards_of_same_suit
 - 10.7. my_position
 - 10.8. my_stack
 - 10.9. my_chips_on_board
 - 10.10. prev_player_stack
 - 10.11. prev_player_chips_on_board
 - 10.12. prev_player_stat_vpip
 - 10.13. prev_player_stat_af
 - 10.14. next_player_stack
 - 10.15. next_player_chips_on_board
 - 10.16. next_player_stat_vpip
 - 10.17. next_player_stat_af
 - 10.18. preflop_aggressor
 - 10.19. pot_odds
 - 10.20. my_effective_stack
 - 10.21. number_of_clubs_on_board
 - 10.22. number_of_diamonds_on_board
 - 10.23. number_of_same_rank_with_my_card_1_on_board
 - 10.24. number_of_same_rank_with_my_card_2_on_board
 - 10.25. rank_difference_of_1_and_2_cards_on_board
 - 10.26. rank_difference_of_2_and_3_cards_on_board
 - 10.27. chance_to_get_straight_flash

- 10.28. chance_to_get_straight
- 10.29. board_ranks_flop
- 10.30. board_suits_flop
- 10.31. number_of_high_rank_cards_on_board
- 11. Список признаков для набора turn_2:
 - 11.1. big_blind_value
 - 11.2. pot
 - 11.3. card_1_rank_ordinal
 - 11.4. card_2_rank_ordinal
 - 11.5. cards_rank_difference
 - 11.6. are_cards_of_same_suit
 - 11.7. my_stack
 - 11.8. my_chips_on_board
 - 11.9. prev_player_stack
 - 11.10. prev_player_chips_on_board
 - 11.11. prev_player_stat_vpip
 - 11.12. prev_player_stat_af
 - 11.13. preflop_aggressor
 - 11.14. flop_aggressor
 - 11.15. pot_odds
 - 11.16. my_effective_stack
 - 11.17. is_my_position_earlier_than_prev_on_postflop
 - 11.18. number_of_clubs_on_board
 - 11.19. number_of_diamonds_on_board
 - 11.20. number_of_same_rank_with_my_card_1_on_board
 - 11.21. number_of_same_rank_with_my_card_2_on_board
 - 11.22. chance_to_get_straight_flash
 - 11.23. chance_to_get_straight
 - 11.24. board_ranks_turn
 - 11.25. board_suits_turn

11.26. number_of_high_rank_cards_on_board

12. Список признаков для набора turn_3:

12.1. big_blind_value

12.2. pot

12.3. card_1_rank_ordinal

12.4. card_2_rank_ordinal

12.5. cards_rank_difference

12.6. are_cards_of_same_suit

12.7. my_position

12.8. my_stack

12.9. my_chips_on_board

12.10. prev_player_stack

12.11. prev_player_chips_on_board

12.12. prev_player_stat_vpip

12.13. prev_player_stat_af

12.14. next_player_stack

12.15. next_player_chips_on_board

12.16. next_player_stat_vpip

12.17. next_player_stat_af

12.18. preflop_aggressor

12.19. flop_aggressor

12.20. pot_odds

12.21. my_effective_stack

12.22. number_of_clubs_on_board

12.23. number_of_diamonds_on_board

12.24. number_of_same_rank_with_my_card_1_on_board

12.25. number_of_same_rank_with_my_card_2_on_board

12.26. chance_to_get_straight_flash

12.27. chance_to_get_straight

12.28. board_ranks_turn

- 12.29. board_suits_turn
- 12.30. number_of_high_rank_cards_on_board
- 13. Список признаков для набора river_2:
 - 13.1. big_blind_value
 - 13.2. pot
 - 13.3. card_1_rank_ordinal
 - 13.4. card_2_rank_ordinal
 - 13.5. cards_rank_difference
 - 13.6. are_cards_of_same_suit
 - 13.7. my_stack
 - 13.8. my_chips_on_board
 - 13.9. prev_player_stack
 - 13.10. prev_player_chips_on_board
 - 13.11. prev_player_stat_vpip
 - 13.12. prev_player_stat_af
 - 13.13. preflop_aggressor
 - 13.14. flop_aggressor
 - 13.15. turn_aggressor
 - 13.16. pot_odds
 - 13.17. my_effective_stack
 - 13.18. is_my_position_earlier_than_prev_on_postflop
 - 13.19. number_of_clubs_on_board
 - 13.20. number_of_diamonds_on_board
 - 13.21. number_of_same_rank_with_my_card_1_on_board
 - 13.22. number_of_same_rank_with_my_card_2_on_board
 - 13.23. chance_to_get_straight_flash
 - 13.24. chance_to_get_straight
 - 13.25. board_ranks_river
 - 13.26. board_suits_river
 - 13.27. number_of_high_rank_cards_on_board

- 13.28. `chance_for_opponent_to_get_straight_flush`
- 13.29. `chance_for_opponent_to_get_straight`
- 14. Список признаков для набора `river_3`:
 - 14.1. `big_blind_value`
 - 14.2. `pot`
 - 14.3. `card_1_rank_ordinal`
 - 14.4. `card_2_rank_ordinal`
 - 14.5. `cards_rank_difference`
 - 14.6. `are_cards_of_same_suit`
 - 14.7. `my_position`
 - 14.8. `my_stack`
 - 14.9. `my_chips_on_board`
 - 14.10. `prev_player_stack`
 - 14.11. `prev_player_chips_on_board`
 - 14.12. `prev_player_stat_vpip`
 - 14.13. `prev_player_stat_af`
 - 14.14. `next_player_stack`
 - 14.15. `next_player_chips_on_board`
 - 14.16. `next_player_stat_vpip`
 - 14.17. `next_player_stat_af`
 - 14.18. `preflop_aggressor`
 - 14.19. `flop_aggressor`
 - 14.20. `turn_aggressor`
 - 14.21. `pot_odds`
 - 14.22. `my_effective_stack`
 - 14.23. `number_of_clubs_on_board`
 - 14.24. `number_of_diamonds_on_board`
 - 14.25. `number_of_same_rank_with_my_card_1_on_board`
 - 14.26. `number_of_same_rank_with_my_card_2_on_board`
 - 14.27. `chance_to_get_straight_flash`

- 14.28. `chance_to_get_straight`
- 14.29. `board_ranks_river`
- 14.30. `board_suits_river`
- 14.31. `number_of_high_rank_cards_on_board`
- 14.32. `chance_for_opponent_to_get_straight_flush`
- 14.33. `chance_for_opponent_to_get_straight`

Описание признаков:

- 1) `big_blind_value` — размер большого блайнда в фишках;
- 2) `pot` — размер банка в больших блайндах;
- 3) `card_1_rank_ordinal` — порядковый номер ранга первой карманной карты (Ace — 0, King — 1, ..., Three — 11, Two — 12);
- 4) `card_2_rank_ordinal` — порядковый номер ранга второй карманной карты (Ace — 0, King — 1, ..., Three — 11, Two — 12);
- 5) `cards_rank_difference` — разность `card_1_rank_ordinal` и `card_2_rank_ordinal`;
- 6) `are_cards_of_same_suit` — True, если карманные карты одной масти и False иначе;
- 7) `my_position` — позиция текущего игрока (малый блайнд — SMALL_BLIND, большой блайнд — BIG_BLIND, баттон — BUTTON);
- 8) `my_stack` — размер стека игрока в больших блайндах;
- 9) `my_chips_on_board` — размер текущей ставки игрока в больших блайндах;
- 10) `prev_player_position` — позиция предыдущего по часовой стрелке игрока (малый блайнд — SMALL_BLIND, большой блайнд — BIG_BLIND, баттон — BUTTON);
- 11) `prev_player_stack` — размер стека предыдущего по часовой стрелке игрока в больших блайндах;
- 12) `prev_player_chips_on_board` — размер текущей ставки предыдущего по часовой стрелке игрока в больших блайндах;

- 13) `prev_player_stat_vpip` — отношение числа сбросов карт первым действием в раздаче к общему числу сыгранных раздач, среди имеющихся данных, для предыдущего по часовой стрелке игрока;
- 14) `prev_player_stat_af` — отношение числа повышений ставки к числу уравниваний на всех торгах кроме префлопа, среди имеющихся данных, для предыдущего по часовой стрелке игрока;
- 15) `next_player_stack` — размер стека следующего по часовой стрелке игрока в больших блайндах;
- 16) `next_player_chips_on_board` — размер текущей ставки следующего по часовой стрелке игрока в больших блайндах;
- 17) `next_player_stat_vpip` — отношение числа сбросов карт первым действием в раздаче к общему числу сыгранных раздач, среди имеющихся данных, для следующего по часовой стрелке игрока;
- 18) `next_player_stat_af` — отношение числа повышений ставки к числу уравниваний на всех торгах кроме префлопа, среди имеющихся данных, для следующего по часовой стрелке игрока;
- 19) `preflop_aggressor` — игрок, последним повысивший ставку на префлопе (текущий игрок — ME, предыдущий по часовой стрелке игрок — PREV, следующий по часовой стрелке игрок — NEXT);
- 20) `flop_aggressor` — игрок, последним повысивший ставку на флопе (текущий игрок — ME, предыдущий по часовой стрелке игрок — PREV, следующий по часовой стрелке игрок — NEXT);
- 21) `turn_aggressor` — игрок, последним повысивший ставку на терне (текущий игрок — ME, предыдущий по часовой стрелке игрок — PREV, следующий по часовой стрелке игрок — NEXT);
- 22) `pot_odds` — отношение числа фишек, которое игроку нужно добавить для уравнивания ставки к общему числу фишек в банке;
- 23) `my_effective_stack` — размер эффективного стека текущего игрока;
- 24) `preflop_equity` — сила руки (описанная в подразделе 1.2.2) на префлопе;

- 25) `is_my_position_earlier_than_prev_on_postflop` — True, если игрок делает ход раньше предыдущего по часовой стрелке игрока на префлопе и False иначе;
- 26) `number_of_clubs_on_board` — число общих карт с мастью первой карманной карты;
- 27) `number_of_diamonds_on_board` — число общих карт с мастью второй карманной карты;
- 28) `number_of_same_rank_with_my_card_1_on_board` — число общих карт с рангом первой карманной карты;
- 29) `number_of_same_rank_with_my_card_2_on_board` — число общих карт с рангом второй карманной карты;
- 30) `chance_to_get_straight_flash` — вероятность для текущего игрока собрать стрит-флеш в текущей раздаче;
- 31) `chance_to_get_straight` — вероятность для текущего игрока собрать стрит в текущей раздаче;
- 32) `board_ranks_flop` — взаимное отношение рангов первых трех общих карт (все различные — ALL_DISTINCT, два одинаковых ранга — TWO_PLUS_ONE, все одинаковые — ALL_SAME);
- 33) `board_ranks_turn` — взаимное отношение рангов первых четырех общих карт (все различные — ALL_DISTINCT, два одинаковых ранга — TWO_ONE_ONE, две пары одинаковых рангов — TWO_TWO, три одинаковых ранга — THREE_ONE, все одинаковые — ALL_SAME);
- 34) `board_ranks_river` — взаимное отношение рангов первых пяти общих карт (все различные — ALL_DISTINCT, два одинаковых ранга — TWO_ONE_ONE_ONE, две пары одинаковых рангов — TWO_TWO_ONE, три одинаковых ранга — THREE_ONE_ONE, три одинаковых ранга и еще два одинаковых ранга — THREE_TWO, четыре одинаковых ранга — FOUR_ONE);

- 35) `board_suits_flop` — взаимное отношение мастей первых трех общих карт (все различные — `ALL_DISTINCT`, две одинаковые масти — `TWO_PLUS_ONE`, все одинаковые — `ALL_SAME`);
- 36) `board_suits_turn` — взаимное отношение мастей первых четырех общих карт (все различные — `ALL_DISTINCT`, две одинаковые масти — `TWO_ONE_ONE`, две пары одинаковых мастей — `TWO_TWO`, три одинаковые масти — `THREE_ONE`, все одинаковые — `ALL_SAME`);
- 37) `board_suits_river` — взаимное отношение мастей первых пяти общих карт (все различные — `ALL_DISTINCT`, две одинаковые масти — `TWO_ONE_ONE_ONE`, две пары одинаковых мастей — `TWO_TWO_ONE`, три одинаковые масти — `THREE_ONE_ONE`, три одинаковые масти и еще две одинаковые масти — `THREE_TWO`, четыре одинаковых масти — `FOUR_ONE`);
- 38) `number_of_high_rank_cards_on_board` — число общих карт с рангом Ace, King, Queen, Jack или Ten;
- 39) `chance_for_opponent_to_get_straight_flush` — вероятность собрать стрит-флеш в текущей раздаче в среднем по всем возможным карманным картам оппонента;
- 40) `chance_for_opponent_to_get_straight` — вероятность собрать стрит в текущей раздаче в среднем по всем возможным карманным картам оппонента.

ПРИЛОЖЕНИЕ В. ПРЕОБРАЗОВАНИЯ ПРИЗНАКОВ

1. Признаки `my_position` и `prev_player_position`:
 - 1.1. `SMALL_BLIND` \rightarrow 0,
 - 1.2. `BIG_BLIND` \rightarrow 1,
 - 1.3. `BUTTON` \rightarrow 2.
2. Признаки `preflop_aggressor`, `flop_aggressor` и `turn_aggressor`:
 - 2.1. Отсутствие значения \rightarrow 0,
 - 2.2. `ME` \rightarrow 1,
 - 2.3. `PREV` \rightarrow 2,
 - 2.4. `NEXT` \rightarrow 3.
3. Признак `board_ranks_flop`:
 - 3.1. Отсутствие значения \rightarrow 0,
 - 3.2. `ALL_DISTINCT` \rightarrow 1,
 - 3.3. `TWO_PLUS_ONE` \rightarrow 2,
 - 3.4. `ALL_SAME` \rightarrow 3.
4. Признак `board_ranks_turn`:
 - 4.1. Отсутствие значения \rightarrow 0,
 - 4.2. `ALL_DISTINCT` \rightarrow 1,
 - 4.3. `TWO_ONE_ONE` \rightarrow 2,
 - 4.4. `TWO_TWO` \rightarrow 3,
 - 4.5. `THREE_ONE` \rightarrow 4,
 - 4.6. `ALL_SAME` \rightarrow 5.
5. Признак `board_ranks_river`:
 - 5.1. Отсутствие значения \rightarrow 0,
 - 5.2. `ALL_DISTINCT` \rightarrow 1,
 - 5.3. `TWO_ONE_ONE_ONE` \rightarrow 2,
 - 5.4. `TWO_TWO_ONE` \rightarrow 3,
 - 5.5. `THREE_ONE_ONE` \rightarrow 4,
 - 5.6. `THREE_TWO` \rightarrow 5,
 - 5.7. `FOUR_ONE` \rightarrow 6.

6. Признак `board_suits_flop`:
 - 6.1. Отсутствие значения $\rightarrow 0$,
 - 6.2. `ALL_DISTINCT` $\rightarrow 1$,
 - 6.3. `TWO_PLUS_ONE` $\rightarrow 2$,
 - 6.4. `ALL_SAME` $\rightarrow 3$.
7. Признак `board_suits_turn`:
 - 7.1. Отсутствие значения $\rightarrow 0$,
 - 7.2. `ALL_DISTINCT` $\rightarrow 1$,
 - 7.3. `TWO_ONE_ONE` $\rightarrow 2$,
 - 7.4. `TWO_TWO` $\rightarrow 3$,
 - 7.5. `THREE_ONE` $\rightarrow 4$,
 - 7.6. `ALL_SAME` $\rightarrow 5$.
8. Признак `board_suits_river`:
 - 8.1. Отсутствие значения $\rightarrow 0$,
 - 8.2. `TWO_ONE_ONE_ONE` $\rightarrow 1$,
 - 8.3. `TWO_TWO_ONE` $\rightarrow 2$,
 - 8.4. `THREE_ONE_ONE` $\rightarrow 3$,
 - 8.5. `THREE_TWO` $\rightarrow 4$,
 - 8.6. `FOUR_ONE` $\rightarrow 5$,
 - 8.7. `ALL_SAME` $\rightarrow 6$.
9. Отсутствующие значения для признаков `next_player_stack` и `next_player_chips_on_board` были заменены на 0.
10. Отсутствующие значения для `chance_for_opponent_to_get_straight` и `chance_for_opponent_to_get_straight_flush` были заменены на среднее арифметическое значение соответствующего признака.
11. Признаки `prev_player_stat_vpip`, `prev_player_stat_af`, `next_player_stat_vpip` и `next_player_stat_af` были исключены из всех списков, так как они определены не для всех игроков и слабо влияют на результаты модели.