

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации
ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ АВТОНОМНОЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
«САНКТ-ПЕТЕРБУРГСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
УНИВЕРСИТЕТ ИНФОРМАЦИОННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ,
МЕХАНИКИ И ОПТИКИ»

ВЫПУСКНАЯ КВАЛИФИКАЦИОННАЯ РАБОТА

МОДЕЛИРОВАНИЕ СТАВОК В АУКЦИОНЕ

Автор: Тельнов Сергей Андреевич _____

Направление подготовки: 01.03.02 Прикладная
математика и информатика

Квалификация: Бакалавр

Руководитель: Фильченков А.А., к.ф.-м.н., доцент ФИТиП _____

К защите допустить

Руководитель ОП Парфенов В.Г., проф., д.т.н. _____

« ____ » _____ 20 ____ г.

Санкт-Петербург, 2020 г.

Студент Тельнов С.А.

Группа М3435 Факультет ИТиП

Направленность (профиль), специализация

Математические модели и алгоритмы в разработке программного обеспечения

Консультанты:

а) Яковлева Д.В., магистр

ВКР принята «_____» _____ 20__ г.

Оригинальность ВКР _____%

ВКР выполнена с оценкой _____

Дата защиты «_____» _____ 20__ г.

Секретарь ГЭК Павлова О.Н.

Листов хранения _____

Демонстрационных материалов/Чертежей хранения _____

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации
ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ АВТОНОМНОЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
«САНКТ-ПЕТЕРБУРГСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
УНИВЕРСИТЕТ ИНФОРМАЦИОННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ,
МЕХАНИКИ И ОПТИКИ»

УТВЕРЖДАЮ

Руководитель ОП
проф., д.т.н. Парфенов В.Г. _____
« ____ » _____ 20__ г.

ЗАДАНИЕ
НА ВЫПУСКНУЮ КВАЛИФИКАЦИОННУЮ РАБОТУ

Студент Тельнов С.А.

Группа М3435 Факультет ИТиП

Руководитель Фильченков А.А., к.ф.-м.н., доцент ФИТиП, Университета ИТМО

1 Наименование темы: Моделирование ставок в аукционе

Направление подготовки (специальность): 01.03.02 Прикладная математика и информатика

Направленность (профиль): Математические модели и алгоритмы в разработке программного обеспечения

Квалификация: Бакалавр

2 Срок сдачи студентом законченной работы: «31» мая 2020 г.

3 Техническое задание и исходные данные к работе

Требуется че-то там, чтобы получить че-то там.

4 Содержание выпускной работы (перечень подлежащих разработке вопросов)

Сделал че-то там, получил че-то там.

5 Перечень графического материала (с указанием обязательного материала)

Графические материалы и чертежи работой не предусмотрены

6 Исходные материалы и пособия

- а) ГОСТ 7.0.11-2011 «Диссертация и автореферат диссертации»;
- б) С.М. Львовский. Набор и верстка в системе L^AT_EX;
- в) предыдущий комплект стилевых файлов, использовавшийся на кафедре компьютерных технологий.

7 Дата выдачи задания «01» сентября 2020 г.

Руководитель ВКР _____

Задание принял к исполнению _____

«01» сентября 2020 г.

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации
ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ АВТОНОМНОЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
«САНКТ-ПЕТЕРБУРГСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
УНИВЕРСИТЕТ ИНФОРМАЦИОННЫХ ТЕХНОЛОГИЙ,
МЕХАНИКИ И ОПТИКИ»

АННОТАЦИЯ
ВЫПУСКНОЙ КВАЛИФИКАЦИОННОЙ РАБОТЫ

Студент: Тельнов Сергей Андреевич

Наименование темы ВКР: Моделирование ставок в аукционе

Наименование организации, в которой выполнена ВКР: Университет ИТМО

ХАРАКТЕРИСТИКА ВЫПУСКНОЙ КВАЛИФИКАЦИОННОЙ РАБОТЫ

1 Цель исследования: Разработка удобного стилевого файла \LaTeX для бакалавров и магистров кафедры компьютерных технологий.

2 Задачи, решаемые в ВКР:

- а) обеспечение соответствия титульной страницы, задания и аннотации шаблонам, принятым в настоящее время на кафедре;
- б) обеспечение соответствия содержательной части пояснительной записки требованиям ГОСТ 7.0.11-2011 «Диссертация и автореферат диссертации»;
- в) обеспечение относительного удобства в использовании — указание данных об авторе и научном руководителе один раз и в одном месте, автоматический подсчет числа тех или иных источников.

3 Число источников, использованных при составлении обзора: 0

4 Полное число источников, использованных в работе: 0

5 В том числе источников по годам:

Отечественных			Иностранных		
Последние 5 лет	От 5 до 10 лет	Более 10 лет	Последние 5 лет	От 5 до 10 лет	Более 10 лет
0	0	0	0	0	0

6 Использование информационных ресурсов Internet: нет

7 Использование современных пакетов компьютерных программ и технологий: нет

8 Краткая характеристика полученных результатов

Получился, надо сказать, практически неплохой стилевик. В 2015–2018 годах его уже использовали некоторые бакалавры и магистры. Надеюсь на продолжение.

9 Гранты, полученные при выполнении работы

Автор разрабатывал этот стилевик исключительно за свой счет и на добровольных началах. Однако значительная его часть была бы невозможна, если бы автор не написал в свое время кандидатскую диссертацию в \LaTeX , а также не отвечал за формирование кучи научно-технических отчетов по гранту, известному как «5-в-100», что происходило при государственной финансовой поддержке ведущих университетов Российской Федерации (субсидия 074-U01).

10 Наличие публикаций и выступлений на конференциях по теме работы

По теме этой работы я (к счастью!) ничего не публиковал. Однако покажу, как можно ссылаться на свои публикации из списка литературы:

1 *Андреевич Т. С.* Моделирование ставок в аукционе. — 2011.

Студент Тельнов С.А. _____

Руководитель Фильченков А.А. _____

« _____ » _____ 20__ г.

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	5
1. Описание и анализ предметной области	6
1.1. Онлайн-реклама	6
1.2. Онлайн-реклама	6
1.3. Машинное обучение	8
1.4. Survival Analysis	9
1.5. Постановка задачи	10
Выводы по главе 1	11
2. Теоретическое исследование	12
2.1. Анализ существующих решений	12
2.1.1. Аналитическое решение	12
2.1.2. Решение с использованием решающих деревьев	13
2.2. Решение с использованием глубокого обучения	14
2.2.1. Сведение Survival Analysis к задаче предсказания ставок ..	14
2.2.2. Описание работы нейронной сети	16
2.3. Описание решения	17
2.3.1. Устройство нейронной сети	17
2.3.2. Обучение нейронной сети	18
2.4. Подходы к улучшению показателей нейронной сети	20
2.4.1. Механизм внимания	20
2.4.2. Pruning нейронной сети	20
2.4.3. Улучшение loss-функции	21
2.4.4. Использование альтернативного решения из Survival analysis	21
Выводы по главе 2	21
3. Практическое исследование	22
3.1. Описание датасета	22
3.2. Метрики качества модели	22
3.3. Сравнение с актуальным решением	22
Выводы по главе 3	22
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	24

ВВЕДЕНИЕ

Аукцион в реальном времени (англ. RTB) появился в 2009 году и стал одним из самых важных механизмов в онлайн-рекламе. Рекламодатели начали платить за каждый аукцион отдельно, основываясь на своих стратегиях торгов. От качества выбранной стратегии напрямую зависит эффективность рекламы.

Ежедневно в сети проходит огромное количество аукционов и проследить стратегию каждого отдельного игрока не представляется возможным. Поэтому можно подстроить алгоритм, который будет предсказывать количество выигранных аукционов для каждой ставки. Основываясь на этой статистике, рекламодатели или рекламные агентства смогут построить свою стратегию ведения торгов для повышения показателей эффективности каждого рекламного объявления.

ГЛАВА 1. ОПИСАНИЕ И АНАЛИЗ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ

Введем основные понятия и определения из предметной области, которые необходимы для описания поставленной задачи.

1.1. Онлайн-реклама

Определение 1. Онлайн-реклама – это форма маркетинга, которая использует интернет, чтобы доставить маркетинговое сообщения до потенциального покупателя.¹

Онлайн-рекламу можно увидеть на большинстве интернет-страницах в виде баннера. Контекст и тематика рекламы чаще всего совпадает со сферой интересов посетителей сайта, для увеличения показателей эффективности объявления.

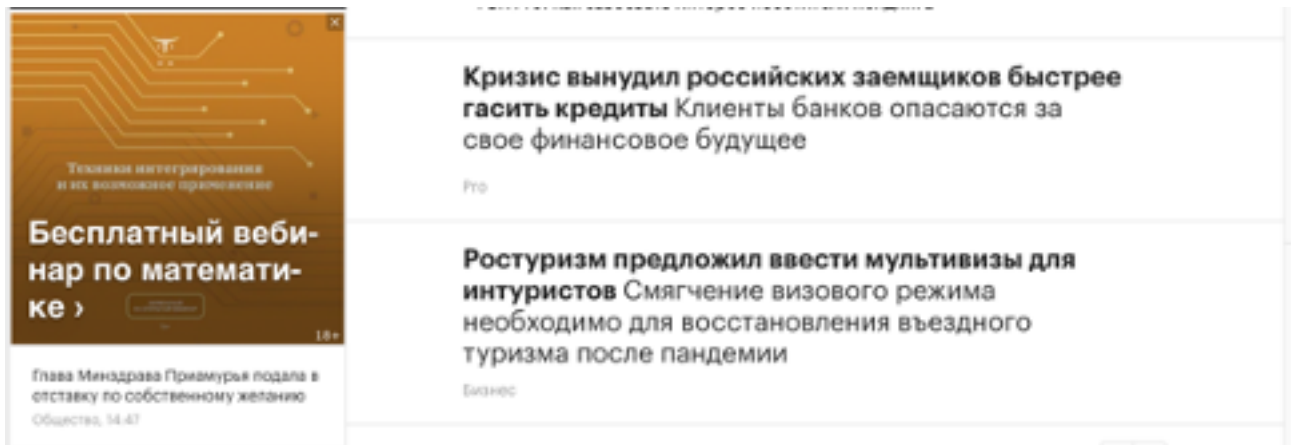


Рисунок 1 – Пример рекламного баннера на сайте gbs.ru

1.2. Онлайн-реклама

Определение 2. Онлайн-аукцион – процесс выбора рекламного объявления для показа пользователю. Кандидаты на показ предлагают свою ставку и выигрывает участник с наибольшей ценой.²

Аукционы могут быть открытыми или закрытыми. В закрытом аукционе участники не видят ставку своих оппонентов и не могут изменять свои ставки, в отличие от открытого аукциона, где все участники видят ставки друг друга.

Определение 3. Аукцион первой цены – закрытый аукцион, при котором победителем является участник с самой высокой ценой и именно эта цена подлежит уплате. fn:auction fig:banner

¹https://en.wikipedia.org/wiki/Online_advertising

²<https://ru.wikipedia.org/wiki/Аукцион>

Определение 4. Аукцион второй цены – закрытый аукцион, при котором победителем является участник с самой высокой ценой, но уплатить он должен «вторую цену», то есть цену своего ближайшего конкурента.³

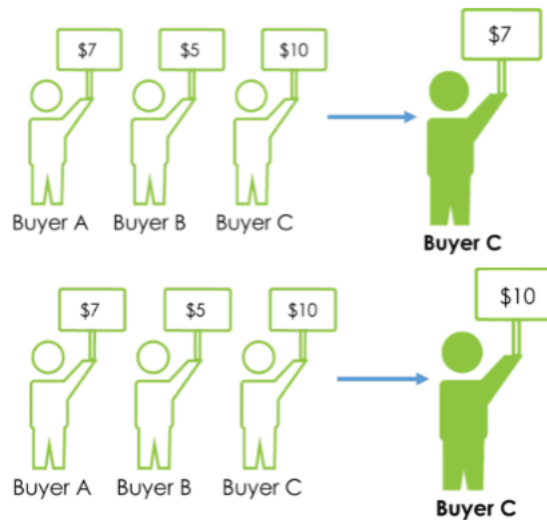


Рисунок 2 – Пример аукциона второй и первой цены

Определение 5. Рыночная цена – цена, которую платит победитель аукциона.

Определение 6. RTB (Real Time Bidding) – технология закупки медийной рекламы посредством программируемых онлайн-аукционов⁴.

RTB фокусируется непосредственно на показах целевым посетителям, а не планированию резервов рекламных площадей на определенных сайтах. Каждый показ выкупается за доли секунды – во время загрузки страницы – система. RTB мгновенно проводит аукцион. В результате лучшее предложение от рекламодателей появляется на глазах пользователя, которому оно наиболее интересно.

Ставка в аукционе основывается на информации о пользователе, который заходит на веб-страницу, и потенциальной выгоде, которую он может принести.

О пользователе рекламодатели знают информацию о дате и времени захода на сайт, регион, URL сайта, где будет выставлена реклама, размер рекламного баннера и интересы пользователя (таргетинг). Далее эту информацию будем называть как запрос для ставки.

³<https://ru.wikipedia.org/wiki/Аукцион>

⁴ <http://rtb-media.ru/wiki/>



Рисунок 3 – Механика работы RTB

Выгода от рекламного объявления является позитивным ответом пользователя, показатели CTR и CVR.

Определение 7. CTR (Click-through rate) – метрика в интернет-маркетинге, которая определяется как отношение числа кликов на рекламное объявление к числу показов.⁵

Определение 8. Конверсия (англ. Conversion rate) – это отношение числа посетителей сайта, выполнивших на нём какие-либо целевые действия.⁶

1.3. Машинное обучение

Определение 9. Машинное обучение – подраздел искусственного интеллекта, изучающий обучающиеся методы построения алгоритмов.⁷

Определение 10. Компьютерная ”программа обучается” на основе опыта E по отношению к некоторому классу задач T и меры качества P , если качество решения задач из T , измеренное на основе P , улучшается с приобретением опыта E . ⁷⁰

Определение 11. Обучение с учителем (англ. Supervised learning) – один из способов машинного обучения, в ходе которого испытываемая система обучается с помощью пары «объект, ответ». Цель обучения в восстановлении зависимости между множеством «объектов» и «ответов».

Определение 12. Обучение без учителя (англ. Unsupervised learning) изучает широкий класс задач обработки данных, в которых известны только опи-

⁵https://ru.wikipedia.org/wiki/CTR_

⁶<https://ru.wikipedia.org/wiki/Конверсия> (—)

⁷ <https://neerc.ifmo.ru/wiki/index.php?title=Общие.D0.9E.D0.B1.D1.83.D1.87.D0.B5.D0.BD.D0.B8.D0.B5.D0.B1.D0.BA>

сания множества объектов (обучающей выборки), и требуется обнаружить внутренние взаимосвязи, зависимости, закономерности, существующие между объектами.⁸

Определение 13. Кластерный анализ (англ. Data clustering) — задача разбиения заданной выборки объектов (ситуаций) на непересекающиеся подмножества, называемые кластерами, так, чтобы каждый кластер состоял из схожих объектов, а объекты разных кластеров существенно отличались.⁹

Определение 14. Искусственная нейронная сеть (англ. artificial neural network; ANN) — это математическая модель, а также ее программные или аппаратные реализации, построенная в некотором смысле по образу и подобию сетей нервных клеток живого организма.¹⁰

Определение 15. Рекуррентные нейронные сети (англ. Recurrent neural network; RNN) — вид нейронных сетей, где связи между элементами образуют направленную последовательность. Благодаря этому появляется возможность обрабатывать серии событий во времени или последовательные пространственные цепочки.¹¹

1.4. Survival Analysis

Определение 16. Survival analysis – это класс статических моделей, позволяющий оценить вероятность наступления событий.

Цель анализа в оценке времени, когда произойдет интересующее событие.

Определение 17. Функция выживания (англ. Survival Function) определяет вероятность того, что интересующее событие не произойдет в момент времени t .

$$S(t) = Pr(T > t) = \int_t^{\infty} f(u)du \quad (1)$$

Функция $f(x)$ – плотность распределения вероятности наступления события в момент времени x . В Survival analysis называется, как «rate of death» или «failure events per unit time».

⁸<http://www.machinelearning.ru/wiki/index.php?title=Обучение>

⁹<http://www.machinelearning.ru/wiki/index.php?title=Кластеризация>

¹⁰<http://www.machinelearning.ru/wiki/index.php?title=Искусственная>

¹¹<https://ru.wikipedia.org/wiki/Рекуррентная>

Функция условной вероятности определяет, что событие произойдет в рассматриваемый интервал времени, при условии, что оно не произошло до этого интервала.

$$h(t) = \lim_{\delta t \rightarrow \infty} \frac{Pr(t \leq T \leq t + \delta t \mid T > t)}{\delta t} \quad (2)$$

Определение 18. Оценка Каплана-Мейера – непараметрическая функция, используется для оценки Функции выживания 1

$$\hat{S}(t) = \prod_{i:t_i \leq t} \left(1 - \frac{d_i}{n_i}\right) \quad (3)$$

1.5. Постановка задачи

Цель данной работы улучшить предсказание плотности распределения рыночной цены в аукционе второй цены.



Рисунок 4 – Задача предсказания ставок в аукционе

Более формально. По запросу (информации о пользователе) x получить распределение рыночной цены $p(x)$.

Для решения будет использоваться истории ставок в аукционе, каждый пример можно представить как тройку значений (x, z, b) , где x – информация о пользователе, z – рыночная цена аукциона, b – ставка рекламодателя.

Аукцион закрытый, поэтому рыночная цена известна, только если рекламодатель выиграет аукцион. То есть в случае $b > z$.

С помощью плотности распределения можно будет рассчитывать вероятность выигрыша и проигрыша аукциона для любой интересующей ставки.

Будем решать сведением задачи к Survival analysis и использованием глубоких нейронных сетей.

Выводы по главе 1

В данной главе были определены основные понятия и определения об онлайн-рекламе и онлайн-аукционе, рассмотрена задача Survival analysis и поставлена задача.

ГЛАВА 2. ТЕОРЕТИЧЕСКОЕ ИССЛЕДОВАНИЕ

В первой главы были введены основные определения и сформулирована задача данной работы. В этой главе будут рассмотрены существующие решения этой задачи и новые подходы для улучшения существующих результатов.

2.1. Анализ существующих решений

В этом разделе будут описаны решения задачи предсказания ставок в аукционе, с помощью сведения к Survival Analysis и без использования нейронных сетей.

2.1.1. Аналитическое решение

Рассмотрим статью 2016 года, которая была опубликована авторами Weinan Zhang, Tianxiong Zhou, Jun Wang, Jian Xu. В этой статье не использовалась информация о пользователе, а учитывалась только ставка рекламодателя и рыночная цена аукциона.

В этой статье решили задачу нахождения вероятности проигрыша/выигрыша аукциона с заданной ставкой с помощью сведения к Survival analysis.

Переведем тройку значений $(b_i, w_i, z_i)_{i=1..N}$, где b_i – ставка, z_i – рыночная цена, w_i – выигрыш/проигрыш аукциона, в формат $(b_j, d_j, n_j)_{j=1..M}$. Где d_j – число выигранных аукционов с рыночной ценой равной b_{j-1} (по аналогии, интересующее нас событие происходит в день b_j). n_j – число аукционов, которые не могут быть выиграны со ставкой b_j , то есть число выигранных аукционов с рыночной ценой не менее b_{j-1} и число проигранных, в которых ставка была не менее b_{j-1} . А саму ставку b_j можно рассматривать как b_j день наблюдения.

Тогда вероятность проигрыша аукциона со ставкой b_x , используя формулу 3, будет равна:

$$s(b_x) = \prod_{b_j < b_x} \frac{n_j - d_j}{n_j} \quad (4)$$

Что в Survival Analysis аналогично вероятности того, что интересующее событие не произойдет в интервале от 1 до b_x .

Вероятность выигрыша будет равна:

$$w(b_x) = 1 - s(b_x) = 1 - \prod_{b_j < b_x} \frac{n_j - d_j}{n_j} \quad (5)$$

Плотность распределения рыночной цены:

$$p(z) = w(z + 1) - w(z) = s(z) - s(z + 1) \quad (6)$$

2.1.2. Решение с использованием решающих деревьев

Большой недостаток решения, описанного в прошлом разделе, в том, что не используется информация о пользователе. В статье, опубликованной в 2016 году, для это была использована задача кластеризации. Для получения распределение рыночной цены $p_x(z)$ используется бинарное дерево решений $T_p(x)$. Главная идея в кластеризации данных, используя информацию о пользователях. Для этого используется метод k-средних и расстояние Кульбака-Лейблера D_{KL} .

Дивергенция Кульбака-Лейблера $D_{KL}(q \mid p)$ является мерой расстояния между двумя вероятностными распределениями $q(x)$ и $p(x)$

$$D_{KL} = - \int q(x) \log \frac{p(x)}{q(x)} dx \quad (7)$$

При построении дерева в каждом узле будет выбираться разбиение с максимальным расстоянием Кульбака-Лейблера D_{KL} . Математически алгоритм разбиения будет выглядеть следующим образом.

$$\begin{aligned} T_p^\pi(x) &= \operatorname{argmax}_{\pi} \sum_{i=1}^l D_{KL}^i \\ D_{KL}^i &= \max D_{KL}^{i1}, D_{KL}^{i2}, \dots, D_{KL}^{ij}, \dots, D_{KL}^{iN} \\ D_{KL}^{ij} &= \sum_{z=1}^{z_{\max}} p_x(z) \log \frac{p_x(z)}{q_x(z)} \end{aligned} \quad (8)$$

Где p и q – это вероятность распределения разбиения, z_{\max} – наибольшая рыночная цена, D_{KL}^{ij} – наибольшее расстояние Кульбака-Лейблера среди всех признаков A_j в i -ом узле, $N = |\Theta|$ – количество признаков, l – количество разбиений.

Тогда для предсказания будет выбираться кластер, проходя по дереву, и в листе считаться $p_x(z)$. Сама плотность распределения считается аналогично статье (номер статьи), также задача сводится к Survival analysis, только статистические данные считаются для каждого кластера отдельно.

2.2. Решение с использованием глубокого обучения

Главная цель этой работы состоит в улучшении показателей решения, которого будет описано в этом разделе. В 2019 году студенты Китайского университета Шанхая опубликовали статью про использование глубоких рекуррентных нейронных сетей в Survival Analysis, и также сделали отдельную публикацию использования этого решения в предсказании рыночной цены в аукционах.

В первой статье были опубликованы показатели применения нового решения в разных областях: в медицине, музыкальной индустрии и предсказании ставок в аукционе. По результатам эксперимента это решение выдала лучшие показатели ROC-кривой (как бинарного классификатора) и ANLP (average negative log probability) среди всех известных на тот момент решений.

Это решение взято за baseline и именно его мы будем пытаться улучшить.

2.2.1. Сведение Survival Analysis к задаче предсказания ставок

Во второй статье было описано как задачу Survival Analysis свели к нахождению распределения вероятности рыночной цены и поставленную задачу решили с помощью глубоких нейронных сетей.

Для введения вероятностей выигрыша и проигрыша в аукционе с заданной ставкой была использована формула 1.

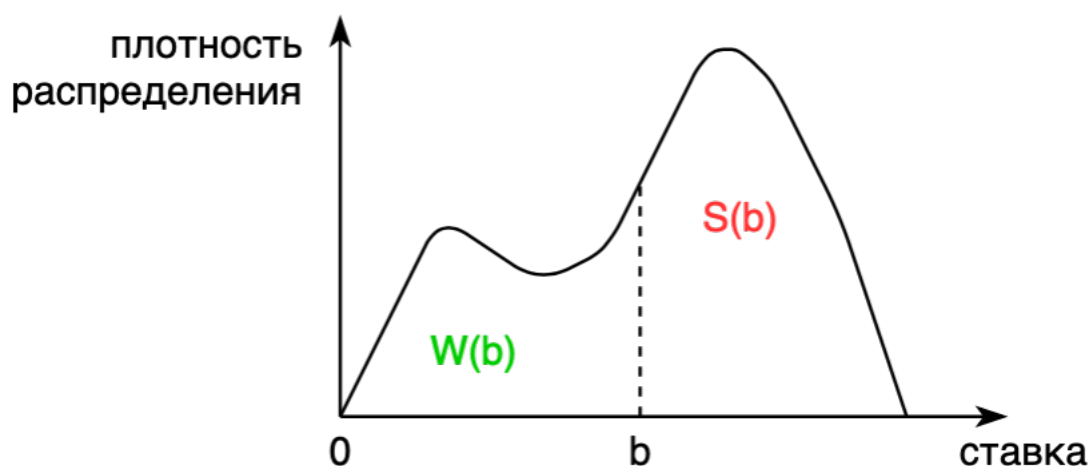


Рисунок 5 – Плотность распределения в непрерывном пространстве

$$\begin{aligned}
W(b) &= Pr(z < b) = \int_0^b p(x)dx \\
S(b) &= Pr(z \geq b) = 1 - W(b) = \int_b^\infty p(x)dx \\
p(b) &= W(b+1) - W(b) = S(b) - S(b+1)
\end{aligned} \tag{9}$$

Чтобы нейронная сеть смогла обучаться предсказывать плотность распределения, необходимо перейти из непрерывного пространства в дискретное. Для этого представим ставки как последовательность от наименьшей до наибольшей $0 < b_1 < b_2 < \dots < b_L$ и выберем L блоков V_l таких, что для $l = 1, 2, \dots, L$ блок $V_l = (b_l, b_{l+1}]$.

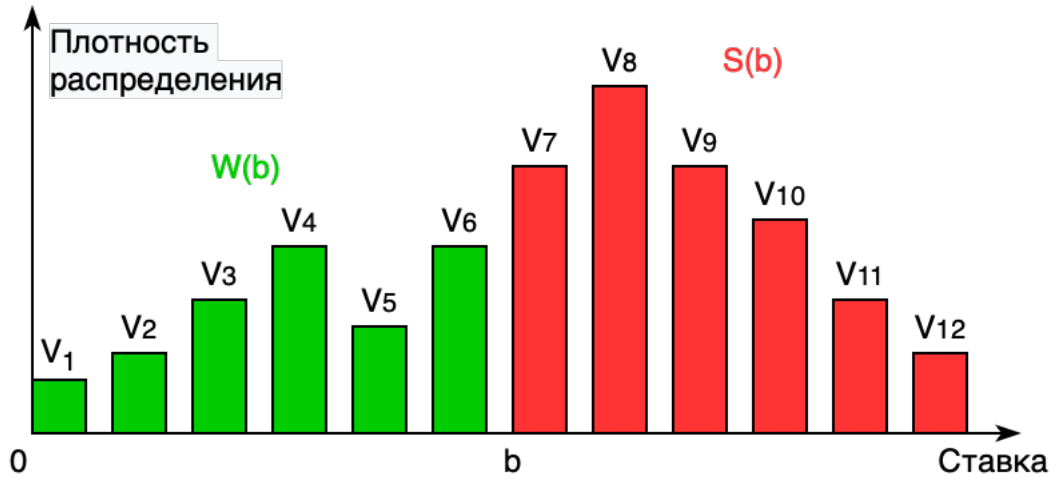


Рисунок 6 – Плотность распределения в дискретном пространстве

Все ставки принадлежал множеству натуральных чисел и для лучшего предсказания $\forall l \ b_{l+1} - b_l = 1$.

Тогда формулы вероятностей будут иметь следующий вид.

$$\begin{aligned}
W(b_l) &= Pr(z < b_l) = \sum_{j < l} Pr(z \in V_j) \\
S(b_l) &= Pr(z \geq b_l) = \sum_{j \geq l} Pr(z \in V_j) \\
p(b_l) &= Pr(z \in V_l) = W(b_{l+1}) - W(b_l) = S(b_l) - S(b_{l+1})
\end{aligned} \tag{10}$$

Введем формулу условной вероятности выигрыша в аукционе для ставки b_l . Это значение будет предсказывать нейронная сеть.

$$h_l = Pr(z \in V_l \mid z \geq b_{l-1}) = \frac{Pr(z \in V_l)}{Pr(z \geq b_{l-1})} = \frac{p_l}{S(b_{l-1})} \quad (11)$$

2.2.2. Описание работы нейронной сети

Для предсказания условной вероятности используется f_Θ – функция рекуррентной нейронной сети, которая принимает пару значений (x, b_l) , где x – информация о пользователе, а b_l – ставка.

В выходе нейронной сети L блоков – условная вероятность выигрыша аукциона для пользователя с информацией x и ставкой b_l . Используя значения об условной вероятности, можно найти вероятности выигрыша, проигрыша и плотность распределения рыночной цены.

Формула условной вероятности для x^i и блока l . r_{l-1} – скрытый вектор из предыдущего рекуррентного блока.

$$h_l^i = Pr(z \in V_l \mid z \geq b_{l-1}, x^i; \Theta) = f_\Theta(x^i, b_l \mid r_{l-1}) \quad (12)$$

Вероятность проигрыша и выигрыша в аукционе для примера x^i , со ставкой b_l будет равны:

$$\begin{aligned} S(b_l \mid x^i; \Theta) &= Pr(z \geq b_l \mid x^i; \Theta) = Pr(z \notin V_1, z \notin V_2, \dots, z \notin V_l \mid x^i; \Theta) \\ &= Pr(z \notin V_1 \mid x^i; \Theta) \cdot Pr(z \notin V_2 \mid z \notin V_1, x^i; \Theta) \dots \\ &\cdot Pr(z \notin V_l \mid z \notin V_1, \dots, z \notin V_{l-1}, x^i; \Theta) \\ &= \prod_{l_j: l_j \leq l} [1 - Pr(z \in V_{l_j} \mid z \geq b_{l_j}, x^i; \Theta)] = \prod_{l_j: l_j \leq l} (1 - h_{l_j}^i) \end{aligned} \quad (13)$$

$$W(b_l \mid x^i; \Theta) = Pr(b_l > z \mid x^i; \Theta) = 1 - S(b_l \mid x^i; \Theta) = 1 - \prod_{l_i: l_i \leq l} (1 - h_{l_i}^i) \quad (14)$$

И плотность распределения рыночной цены будет равна:

$$p_l^i = Pr(z^i \in V_l \mid x^i; \Theta) = h_{l_i}^i \prod_{l: l < l^i} (1 - h_l^i) \quad (15)$$

2.3. Описание решения

В данном разделе будет описания решения, которое реализовано на данный момент, устройство нейронной сети, обучение и метрики для проверки качества.

2.3.1. Устройство нейронной сети

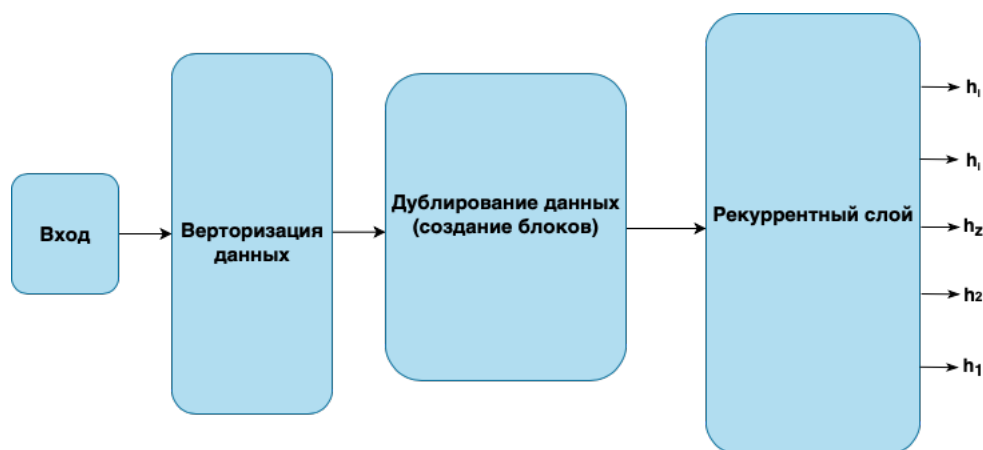


Рисунок 7 – Иллюстрация нейронной сети

Для наглядности разобьем нашу нейронную сеть на три части.

В первой части модели происходит перевод переданных примеров в формат, необходимый для вычисления. Этот процесс выполняют первые два слоя: Embedding переводит слова в векторное представление, Dense слой уменьшает размерность примеров, для увеличения производительности.

Во второй части переводим данных в формат, который будет удобен для предсказания ставки. Переданные данные дублируются ровно столько раз, сколько мы хотим предсказать условных вероятностей. То есть в этом слое создаются блоки ставок, которые были описаны выше в разделе 2.2.2. После дублирования к каждому блоку добавляется еще один параметр – номер блока, который является значением ставки в этом блоке.

В третьей части подсказываем условную вероятность для каждого блока. Для этого используется рекуррентная LSTM сеть. Так как все вероятности должны быть в интервале $(0; 1)$, то на выходе из этого слоя, используется монотонно возрастающая функция сигмоида.

На выходе мы получается условные вероятности проигрыша для каждой ставки. С помощью формул (14, 13, 15) можно посчитать вероятности выигрыша, проигрыша и плотности распределения рыночной цены.

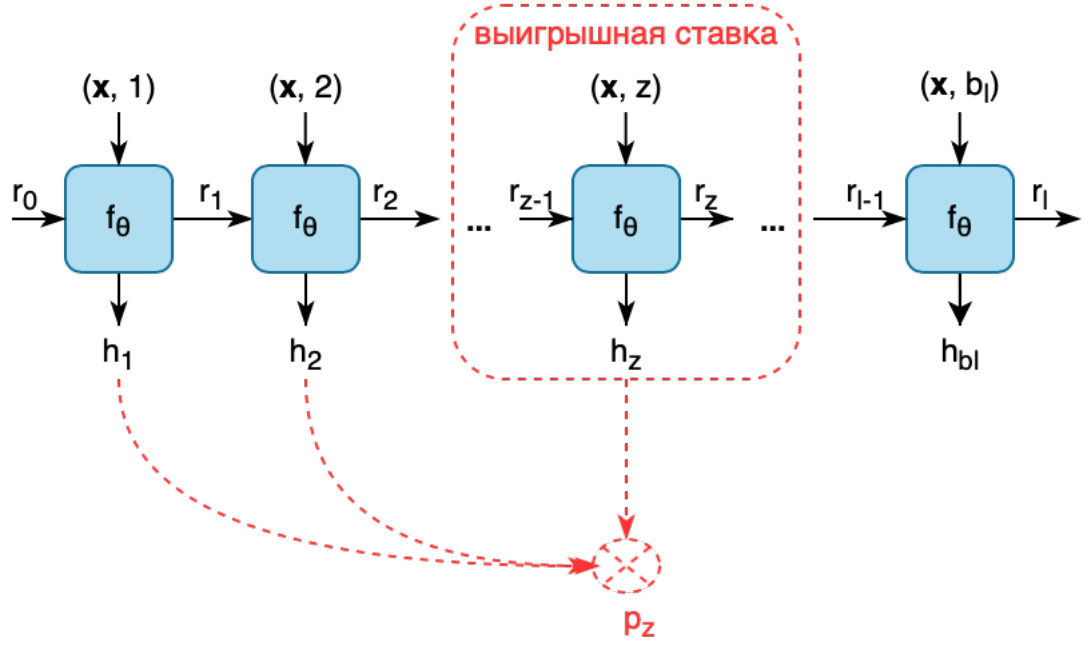


Рисунок 8 – Иллюстрация работы рекуррентного слоя

2.3.2. Обучение нейронной сети

Для обучения используется две функции ошибки. Первая основана на плотности распределения и ее основная цель минимизировать ANLP для всех выигрышных случаев (обозначим их как D_{win}).

$$\begin{aligned}
 L_1 &= -\log \prod_{(x^i, z^i) \in D_{win}} p_l^i = -\log \prod_{(x^i, z^i) \in D_{win}} h_{l_i}^i \prod_{l: l < l^i} (1 - h_l^i) \\
 &= - \sum_{(x^i, z^i) \in D_{win}} \left[\log h_{l_i}^i + \sum_{l: l < l^i} \log(1 - h_l^i) \right]
 \end{aligned} \tag{16}$$

Где l^i – номер интервала, в который входит рыночная цена $z^i \in V_{l^i}$ для i -ого примера.

Вторая ошибка основывается на функции распределения и разбита на две части. В случае выигрыша аукциона необходимо «занижать» вероятность выигрыша в интервале $[0, z]$, и «завышаем» в интервале $[z, \infty)$.

$$\begin{aligned}
L_{win} &= -\log \prod_{(x^i, z^i) \in D_{win}} Pr(b^i > z \mid x^i; \Theta) \\
&= -\log \prod_{(x^i, z^i) \in D_{win}} W(b^i \mid x^i; \Theta) \\
&= - \sum_{(x^i, z^i) \in D_{win}} \log \left[1 - \prod_{l: l < l^i} (1 - h_l^i) \right]
\end{aligned} \tag{17}$$

В случае проигрыша рыночная цена не известна, поэтому можно только «занизить» вероятность выигрыша в интервале $[0, b]$.

$$\begin{aligned}
L_{lose} &= -\log \prod_{(x^i, z^i) \in D_{lose}} Pr(b^i \leq z \mid x^i; \Theta) \\
&= -\log \prod_{(x^i, z^i) \in D_{lose}} S(b^i \mid x^i; \Theta) \\
&= - \sum_{(x^i, z^i) \in D_{lose}} \sum_{l: l \leq l^i} \log(1 - h_l^i)
\end{aligned} \tag{18}$$

Чтобы использовать обе ошибки вместе введем простую формулу w , которая зависит только от ставки и рыночной цены в аукционе.

$$w = \begin{cases} 1, & \text{если } b > z \\ 0, & \text{если } b \leq z \end{cases} \tag{19}$$

Тогда вторую функцию ошибки L_2 можно расписать как сумму L_{win} и L_{lose} .

$$\begin{aligned}
L_2 &= L_{win} + L_{lose} \\
&= -\log \prod_{(x^i, b^i) \in D_{win}} Pr(b^i > z \mid x^i; \Theta) - \log \prod_{(x^i, b^i) \in D_{lose}} Pr(z \geq b^i \mid x^i; \Theta) \\
&= -\log \prod_{(x^i, z^i) \in D} [W(b^i \mid x^i; \Theta)]^{w^i} \cdot [1 - W(b^i \mid x^i; \Theta)]^{1-w^i} \\
&= - \sum_{(x^i, b^i) \in D} [w^i \log W(b^i \mid x^i; \Theta) + (1 - w^i) \log(1 - W(b^i \mid x^i; \Theta))]
\end{aligned} \tag{20}$$

Для обучения модели будет использоваться комбинация двух формул.

$$\operatorname{argmin}_{\Theta} \alpha L_1 + \beta L_2 \quad (21)$$

Где α и β гиперпараметры, которые контролируют величину градиента для стабилизации обучения модели.

2.4. Подходы к улучшению показателей нейронной сети

2.4.1. Механизм внимания

Один из первых подходов для улучшения модели было применение механизма внимания.

Будем применять механизм для скрытого состояния рекуррентного слоя для создания вектора контекста. После применим этот вектор для каждого блока ставки. С помощью этого, наша сеть получит доступ к необходимой информации о том каким параметрам уделять больше внимания при предсказании распределения, в каждом скрытом состоянии.

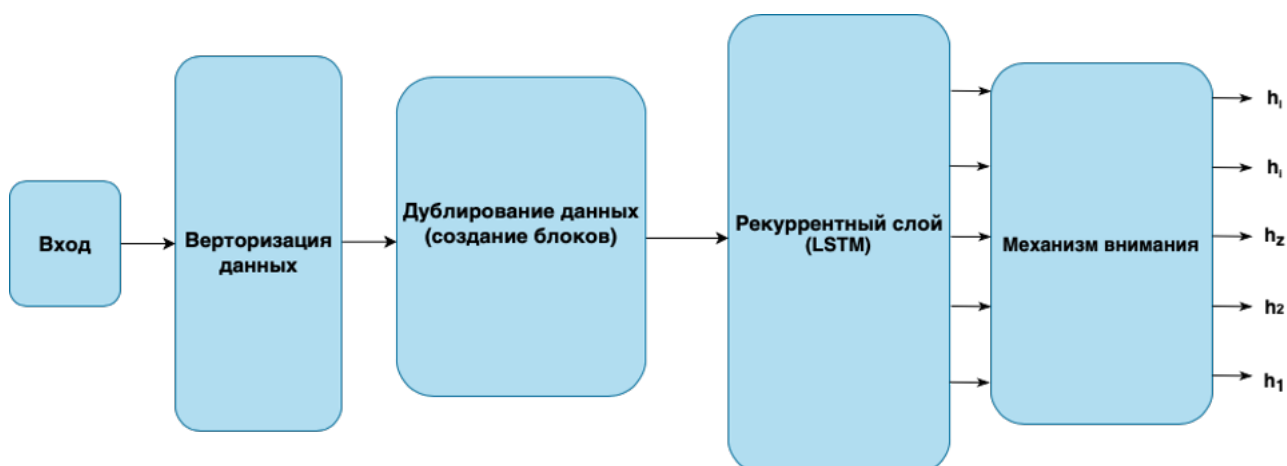


Рисунок 9 – Иллюстрация нейронной сети с механизмом внимания

2.4.2. Pruning нейронной сети

Основная идея в облегчении модели нейронной сети, путем удаления некоторого количества нейронов и связей, при этом с сохранением качества модели. Элементы сети, которые оказывают небольшое влияние на ошибку аппроксимации, будут исключаться без значительного ухудшения качества модели.

2.4.3. Улучшение loss-функции

Хотим добавить дополнительную функцию ошибки для регуляризации всего процесса обучения. По аналогии с решениями из Survival analysis, где используется третья функция ошибки для регуляции при различных замерах показателей при наблюдении за пациентом.

2.4.4. Использование альтернативного решения из Survival analysis

Выводы по главе 2

В данном разделе были описаны существующие решения поставленной задачи, решение с помощью нейронных сетей, которое взято за baseline, также было описано реализованное решение и подходы к его улучшению.

ГЛАВА 3. ПРАКТИЧЕСКОЕ ИССЛЕДОВАНИЕ

3.1. Описание датасета

Для обучения и тестирования использовался открытый датасет компании iPinYou. Этот датасет публичный, что дает возможность сравнивать результаты алгоритмов из других статей.

В датасете содержатся информация об аукционах для 9 различных рекламных объявлений, каждые из которых находятся в разных сферах. Данные разделены на две части: датасет для обучения (train) и для тестирования (test).

3.2. Метрики качества модели

Для метрики качества используются показатели ANLP и ROC-кривая. Первая – это функция ошибки, которая используется при обучении, вторая – метрика для классификаторов, которая позволяет оценить точность и качество модели.

3.3. Сравнение с актуальным решением

Выводы по главе 3

В этой главе был описан датасет, на котором происходит обучение и тестирования моделей. Введены метрики для проверки качества модели. Опубликованы первые результаты работы алгоритма.

Таблица 1 – Описание датасета iPinYou

№ объявления	Выигрышные (train)	Проигрышные (train)	Выигрышные (test)	Проигрышные (test)
1458	997247	2085809	119397	495241
2259	296657	538899	99626	317571
2261	221454	466163	100477	243385
2821	142697	1179864	86136	575828
2997	43803	268634	26944	129119
3358	278637	1463467	36373	264555
3386	683319	2164483	136128	409293
3427	501868	2091897	153121	383674
3476	644951	1325409	78896	444952

Таблица 2 – Сравнение показателей по ANLP

№ объявления	KM	STM	baseline	текущее решение
1458	10.532	4.761	∞	∞
2259	14.671	5.471	∞	∞
2261	14.665	4.818	∞	∞
2821	19.582	5.572	∞	∞
2997	16.203	5.083	2.2743	0.5439
3358	19.253	5.539	∞	∞
3386	15.973	5.228	∞	∞
3427	16.902	5.321	∞	∞
3476	10.507	4.537	1.4686	1.4222

Таблица 3 – Сравнение показателей по C-index (ROC-AUC)

№ объявления	KM	STM	baseline	текущее решение
1458	0.698	0.764	0.904	∞
2259	0.685	0.768	0.876	∞
2261	0.666	0.812	0.929	∞
2821	0.677	0.790	0.881	∞
2997	0.734	0.835	0.919	0.9236
3358	0.704	0.811	0.944	∞
3386	0.716	0.849	0.923	∞
3427	0.724	0.798	0.901	∞
3476	0.692	0.830	0.922	0.924

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В данном разделе размещается заключение.