

Министерство образования Республики Беларусь  
Учреждение образования  
Белорусский государственный университет  
информатики и радиоэлектроники

УДК 004.855

Чигир  
Вероника Сергеевна

Система подбора туристических услуг  
на основе нейросетевых технологий

**АВТОРЕФЕРАТ**

на соискание академической степени  
магистра технических наук

по специальности 1-40 80 05 – Математическое и программное обеспечение  
вычислительных машин, комплексов и компьютерных сетей

Научный руководитель  
Хмелева А.В.  
к.т.н., доцент

Минск 2019

## КРАТКОЕ ВВЕДЕНИЕ

Эффективное использование информации, поступающей из различных источников в сфере туризма, является важной и непростой задачей при предоставлении туристических услуг. Привлекательность мест для путешествий является во многом субъективным обстоятельством, которое зависит от оценки клиентом качества предлагаемых услуг. Существуют такие индивидуальные различия туристов, как требовательность к уровню комфорта, физическая и умственная активность на отдыхе, уровень мобильности, желание получить максимум впечатлений от общения или, наоборот, стремление уединиться от окружающего мира.

Таким образом, в сфере туризма складывается новая ситуация, которую трудно проанализировать, не прибегая к современным информационным технологиям. Есть ряд методов подбора туристических услуг: фильтрация на основе контента или коллабораций, поиск к ближайших соседей, экспертный метод. Однако существующие методы подбора рекомендации для путешествий обладают рядом недостатков.

Методы фильтрации полностью основаны на оценках пользователей, поэтому уязвимы для накрутки рейтингов. Кроме того, вычисления довольно ресурсоемки: чтобы делать предсказания, необходимо держать в памяти все оценки всех пользователей.

Если при подборе туристических услуг складывается ситуация, при которой подходящие варианты отсутствуют либо не подходят запросам пользователя, либо его настроение меняется, системе необходимо оперативно реагировать и формировать подходящие альтернативные варианты. А для существующих методов необходим пересчет большого количества данных, значит, время отклика значительно увеличивается.

Особенно актуальна проблема холодного старта, при которой затруднительно подобрать рекомендации, если исходное количество доступных данных невелико.

На основании вышеизложенного можно выделить актуальную задачу создания методов подбора туристических услуг, разрешающих вышеизложенные проблемы. Разрабатываемые методы должны быть неуязвимыми для накрутки рейтингов, решать проблему холодного старта, оперативно формировать альтернативные варианты, эффективно использовать ресурсы программного обеспечения. Данные проблемы можно разрешить, используя при подборе рекомендаций путешествий нейронные сети.

Диссертационная работа посвящена разработке методов, позволяющих решать задачи подбора туристических услуг с помощью нейронных сетей. Возможности данной технологии позволят создать гибкие, универсальные, эффективные методы подбора рекомендаций путешественникам.

## ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

### Цель и задачи исследования

*Целью* магистерской диссертации является разработка методов предоставления туристических услуг с использованием нейросетевых технологий и создание инструмента для использования разработанных методов.

*Объектом* исследования в данной работе является система предоставления туристических услуг с использованием нейросетевых технологий.

*Предметом* исследования в данной работе являются методы, позволяющие с помощью работы нейронных сетей предоставить туристические услуги пользователю на языках программирования Java и Python, и программное средство, созданное с использованием данных методов.

В данной работе поставлены и решены следующие задачи исследования:

1. Провести анализ существующих архитектур программного обеспечения. Проанализировать существующие аналоги подбора туристических услуг, выявить их проблемы и недостатки, провести обзор нейронных сетей для предоставления рекомендаций, сформировать требования к разрабатываемым методам системы предоставления туристических услуг с использованием нейросетей.

2. Создать описание функциональности программного средства и разработать спецификацию функциональных требований.

3. Разработать архитектуру программного средства на основе проведенного анализа. Разработать базу данных программного средства на основе информационной модели предметной области. Спроектировать и разработать серверную часть программного средства. Провести исследование методов подбора туристических услуг с использованием нейронных сетей: спроектировать и обучить нейронные сети, проанализировать качество полученных моделей. Спроектировать и разработать клиентскую часть.

4. Создать руководство по установке и использованию программного средства, где предоставить пользовательские интерфейсы и привести основные сведения по работе с программным средством.

Основной *гипотезой*, положенной в основу диссертационной работы, является возможность создания методов подбора туристических услуг с использованием нейронных сетей, в которых будут решены проблемы существующих аналогов: проблемы расхода памяти, времени отклика, холодного старта, адаптации к изменениям настроек клиентов.

**Связь работы с приоритетными направлениями научных исследований и запросами реального сектора экономики**

Работа выполнялась в соответствии с научно-техническим заданием и планом работ кафедры «Программное обеспечение информационных технологий» по теме «Разработка моделей, методов, алгоритмов, повышающих показатели проектирования, внедрения и эксплуатации программных средств для перспективных платформ обработки информации, решения интеллектуальных задач, работы с большими массивами данных и внедрение в современные обучающие комплексы» (ГБ № 16-2004, № ГР 20163588, научный руководитель НИР – Н. В. Лапицкая).

### **Личный вклад соискателя**

Результаты, приведенные в диссертации, получены соискателем лично в результате работы над данным проектом разработки методов предоставления туристических услуг с использованием нейросетевых технологий. Вклад научного руководителя А. В. Хмелевой, заключается в помощи при формулировке целей и задач исследования.

### **Опубликованность результатов диссертации**

Работы по теме диссертации публиковались на 54-ой и 55-ой научной конференции аспирантов, магистрантов и студентов БГУИР.

### **Структура и объем диссертации**

Диссертация состоит из введения, общей характеристики работы, четырех глав, заключения, списка использованных источников, списка публикаций автора и приложений. В первой главе представлен анализ предметной области, выявлены основные существующие проблемы в рамках тематики исследования, показаны направления их решения. Вторая глава посвящена разработке функциональных требований программного средства. В третьей главе осуществляется проектирование и разработка программного средства. Данный раздел включает разработку методов предоставления туристических услуг на основе нейронных сетей. В четвертой главе описано руководство по установке и использованию программного средства.

Общий объем работы составляет 93 страницы, из которых основного текста – 60 страниц, 25 рисунков на 18 страницах, 4 таблиц на 4 страницах, список использованных источников из 38 наименований на 3 страницах и 2 приложения на 29 страницах.

## **ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ**

Во **введении** определена область и указаны основные направления исследования, показана актуальность темы диссертационной работы, дана краткая характеристика исследуемых вопросов, обозначена практическая ценность работы.

**В первой главе** проведен обзор применяемых архитектурных решений аналогичных систем. Проанализированы существующие методы подбора рекомендаций, выявлены их недостатки. Рассмотрены архитектуры нейронных сетей для создания рекомендательных систем. Сформулированы требования к разрабатываемым методам системы предоставления туристических услуг на основе нейронных сетей.

Существующие методы машинного обучения для подбора рекомендаций включают контентные, коллаборативные, экспертные методы. Они имеют ряд недостатков, среди которых выделяются ресурсоемкость вычислений, проблема холодного старта, уязвимость для накрутки рейтингов, требовательность к точным критериям поиска. Решение данных проблем возможно путем разработки моделей нейронных сетей:

- ограниченной машины Больцмана;
- рекуррентной сети долгой краткосрочной памяти.

Данные модели имеют хороший потенциал для выдачи предсказаний на основе данных о предпочтениях пользователей.

Классическая ограниченная машина Больцмана имеет ряд преимуществ. Ее не нужно дообучать после каждой новой оценки, нейросеть уже всё узнает, как только увидит оценки. Она всегда потребляет одно и то же количество памяти; неважно, сколько оценок и пользователей, объем постоянен, и не нужно хранить подсчитанные векторы характеристик.

Сети долгой краткосрочной памяти из-за особенностей структуры ячеек учитывают время, в которое пользователь производил разные действия в системе, например, ставил оценки, кликал на заголовки, посещал страницы. Базу данных пользовательских рейтингов можно представить как один тест. Данный текст будет состоять из идентификаторов мест для путешествий, которые понравились конкретному пользователю. Можно обучить данную рекуррентную сеть прогнозировать следующий идентификатор в строке, что на этапе эксплуатации представляет собой фактическую рекомендацию.

Результаты исследований, проведенных в этих направлениях, отражены в работах Р.Т. Филдинга (R.T. Fielding), М. Ричардса (M. Richards), Н. Розански (N. Rozanski), Е. Вудса (E. Woods), Д. Турдакова, К.В. Воронцова, П. Флаха, Я. Гудфеллоу, И. Бенджио, Б. Бенгфорта, Р. Билбро, Т. Охеда и др.

В данной главе формируются требования к различным характеристикам, среди которых организация данных, временные характеристики, надежность, необходимое программное обеспечение, выбор языков и среды разработки.

**Вторая глава** посвящена разработке функциональных требований. Функциональная модель программного средства представлена в виде use-case диаграммы вариантов использования программного средства. Варианты использования показывают функциональность системы в ответ на внешние воздействия пользователя. Пользователи системы делятся на администраторов и обычных пользователей. Администратору предоставляются функции управления новостями, местами для путешествий, просмотр информации о пользователях и статистики. Пользователь имеет

функции просмотра стран, поиска мест для путешествий, выбора тегов, просмотра рекомендаций, просмотра карты, оставления оценки месту.

Спецификация функциональных требований программного средства определяет действия, которые система должна быть способной выполнить. Описаны требования для следующих функций: авторизации, входа в систему, просмотра списка отзывов, просмотра новостей, просмотра списка пользователей, просмотра статистики, просмотра туристических предложений, управления туристическими предложениями, просмотра списка стран, подбора рекомендаций для путешествий, выхода из системы и других. Для каждой функции определяется:

- роль пользователя, которому данная функция должна быть доступна;
- откуда доступен переход к данной функции;
- данные, отображаемые при переходе к данной функции;
- поведение системы при обработке введенных пользователем данных, если применимо;
- поведение системы в случае ошибок.

В **третьей главе** освещается проектирование и разработки программного средства. Архитектура разрабатывается на основе концепции Model-View-Controller, база данных основана на информационной модели предметной области.

Проектирование и разработка серверной части включает определение методов, выбор протоколов взаимодействия компонентов.

Ключевая функциональность системы состоит в подборе мест для путешествий, наиболее отвечающих вкусам и настройкам пользователей. Существующие методы коллаборативных, контентных, экспертных рекомендаций, использующие алгоритмы машинного обучения имеют ряд недостатков, описанных выше. Для решения задачи подбора рекомендаций для путешествий с учетом проблем, выявленных в существующих методах, осуществляется разработка методов с использованием нейросетевых технологий. Проектируются и разрабатываются два метода для подбора рекомендаций мест для путешествий. Для разрабатываемых методов используются общие исходные данные. Для создания обучающей выборки использованы датасеты Kaggle, откуда взяты пользователи, места для путешествий и рейтинги (оценки) мест пользователей.

Для первого метода используется нейросеть, модель которой называется ограниченной машиной Больцмана (Restricted Boltzmann Machine, RBM).

Цель обучения модели следующая: необходимо настроить параметры модели так, чтобы восстановленный вектор из исходного состояния был наиболее близок к оригиналу. Под восстановленным понимается вектор, полученный вероятностным выводом из скрытых состояний, которые в свою очередь получены вероятностным выводом из обозреваемых состояний из оригинального вектора.

Модель работает следующим образом: скрытый слой используется для изучения особенностей информации, поступающую через входной слой.

Входной слой содержит такое количество нейронов, какое количество мест в исходном наборе данных. Каждый их нейронов будет иметь нормализованное значение рейтинга, варьирующееся от 0 до 1. 0 значит, что пользователь не посетил данное туристическое место. Чем больше значение к 1, тем больше туристу нравится место, которое он посетил.

Выбор параметров для обучения основан на работах Д. Хинтона. Для анализа качества модели вычисляется средняя абсолютная ошибка MAE (Mean Absolute Error) по формуле (1):

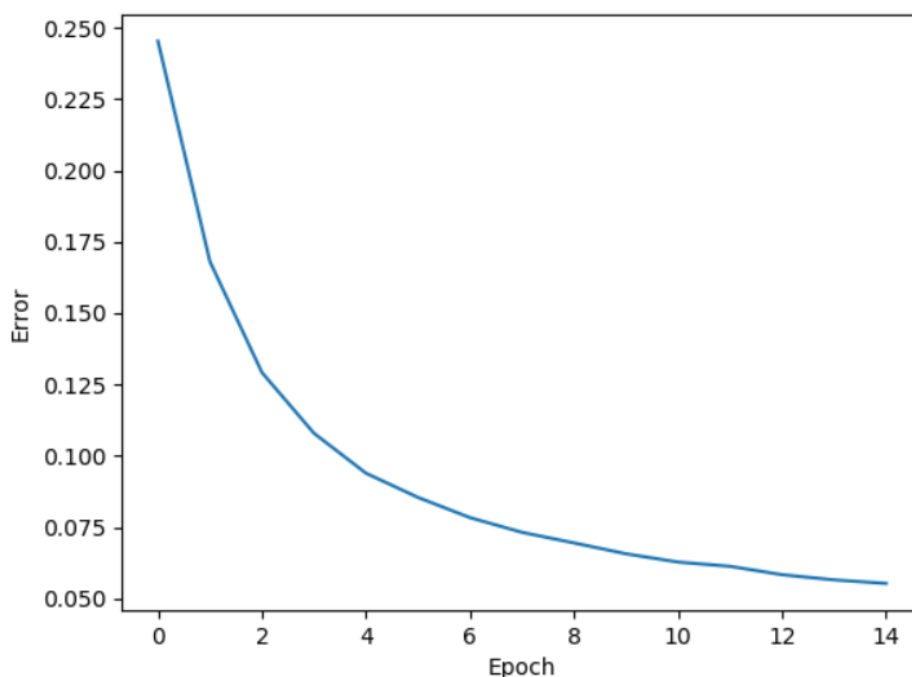
$$mae = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - x_i|, \quad (1)$$

где  $n$  – количество нейронов,

$y_i$  – новое значение функции для  $i$ -того нейрона видимого слоя,

$x_i$  – изначальное значение функции для  $i$ -того нейрона видимого слоя.

График динамики уменьшения ошибки представлен на рисунке 1.



**Рисунок 1 – График динамики уменьшения ошибки**

При незначительном изменении параметров выигрыша по времени нет. При увеличении количества эпох можно добиться меньшей целевой ошибки обучения. При увеличении количества уроков до 3000, затем до 10000, целевая ошибка уменьшается с 0.054 до 0.039.

Второй метод использует рекуррентные сети (Recurrent Neural Networks, RNN), а именно их подмножество LSTM – Long Short Term Memory. Концепция следующая: в системе есть две сущности, которые прогнозируют система – места для путешествий и теги. Если поиск места – это конечная цель пользователя, то теги – это вспомогательный элемент, отражающий

сегодняшние предпочтения пользователя, которые система пытается угадать. Многие задачи обработки естественного языка сводятся к поиску распределения вероятностей для следующего слова в предложении, если известны N предыдущих слов. В большинстве задач данного типа LSTM доминируют над другими методами.

Базу данных пользовательских рейтингов можно представить как один тест. Данный текст будет состоять из идентификаторов мест для путешествий, которые понравились конкретному пользователю. Обучаем сеть прогнозировать следующий идентификатор в строке, что на этапе эксплуатации представляет собой фактическую рекомендацию.

Структура модели данной нейросети представлена на рисунке 2.

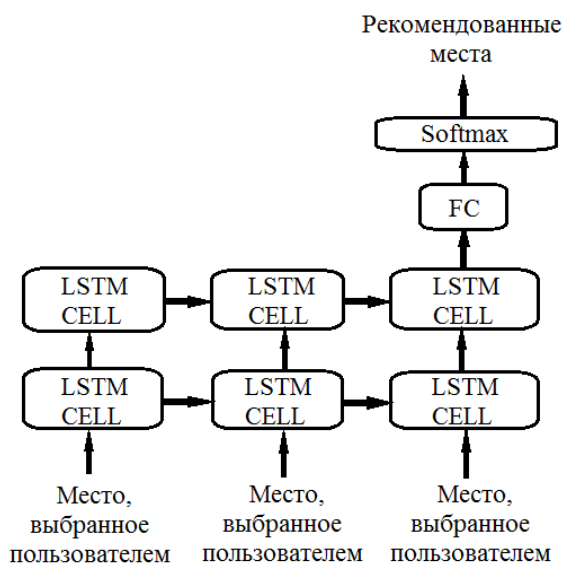


Рисунок 2 – Структура модели LSTM

Если в предыдущем методе пренебрегли значением времени, в которое пользователь ставит оценку, то в данном методе данные времени оценки являются существенными. Подготовка данных включает группирование оценок по пользователям и сортировку по времени. Самые свежие оценки обрабатываются последними. При обучении в течение 100 эпох ошибка уменьшается до 0.006086033. Величина ошибки на порядок меньше ошибки в модели RBM, что позволяет говорить о более высоком качестве данной модели.

В разработке данного метода исследование продвинулось дальше. Гипотеза: если позволить пользователю оперировать и местами для путешествий, и тегами, итоговый список мест для путешествий отражает его текущие потребности более точно. Возникает задача построения архитектуры неросети, способной учитывать места и теги. Высокоуровневая архитектура представлена на рисунке 3.

С каждым местом, который лайкнул пользователь, связан фиксированный, заранее известный набор тегов. Идентификаторам лайкнутых мест ставятся в соответствие вектора (embedding), тоже самое



происходит и с тегами. После embedding-га вектора тегов усредняются.

Таким образом, для очередного понравившегося места входом на LSTM является вектор, образованный соединением embedding-га этого места и усредненного embedding-га тегов, соответствующих этому месту и следующему в последовательности месту.

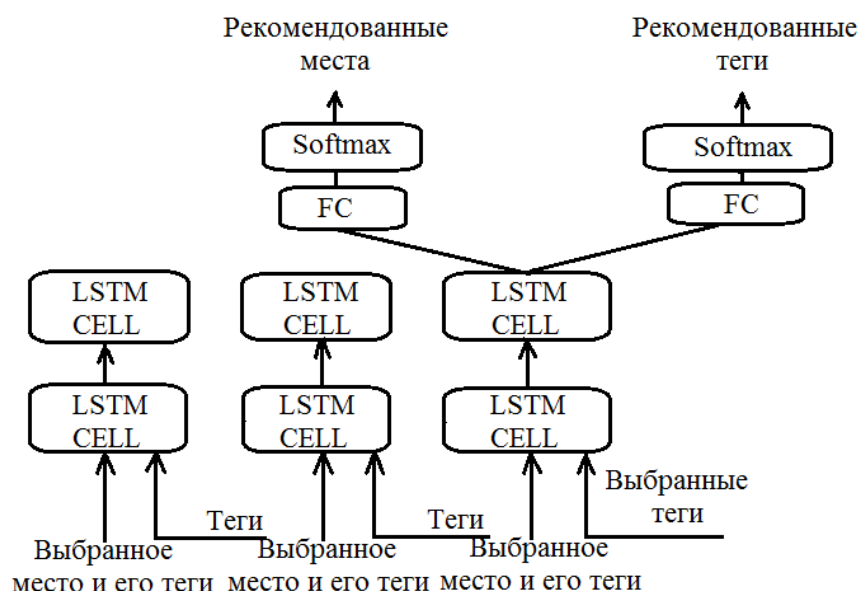


Рисунок 3 – Структура LSTM с тегами

К выходу 2-х слойной LSTM (выходной вектор правой верхней LSTM ячейки) применяется два отдельных полносвязных слоя (FC). Далее softmax слой позволяет оценить вероятности лайка по каждому месту и каждому тегу из имеющихся в базе. Пользователю показываются top N мест и тегов.

Результаты уменьшения ошибки при увеличении эпох представлены ниже. Ошибка, значения которой представлены в таблице 1, уменьшилась в сравнении с моделью LSTM без тегов.

Таблица 1 – Динамика уменьшения ошибки с увеличением количества эпох

Количество эпох	Итоговая ошибка
15	0.004907612
50	0.004174367
100	0.004078358

Ошибка – это стандартная метрика для предсказания оценки. Однако данная метрика имеет ряд недостатков. Для оценки качества работы алгоритма существуют метрики precision (точность) и recall (полнота). Precision – способность отличать данный класс от других классов. Recall демонстрирует способность алгоритма обнаруживать данный класс вообще.

Чтобы объединить precision и recall в агрегированный критерий качества, можно использовать F-меру – среднее гармоническое precision и

recall.

Одним из способов оценить модель в целом, не привязываясь к конкретному порогу, является AUC – площадь (Area Under Curve) под кривой ошибок. Данная кривая представляет из себя линию от (0,0) до (1,1) в координатах True Positive Rate (TPR) и False Positive Rate (FPR).

В таблице 2 приведено сравнение параметров точности, полноты, F-меры и площади под кривой для разработанных методов. Для получения более общей картины включены результаты для метода поиска k ближайших соседей (kNN, k-nearest neighbors).

Таблица 2 – Сравнение качества моделей для топ 10 рекомендованных мест

Метод	Точность,%	Полнота,%	F-мера,%	AUC,%
kNN	13.5335	2.8104	2.3272	76.0176
RBM	7.9151	1.4077	1.1950	68.6738
LSTM	10.6451	2.0716	1.7341	71.0481
LSTM+tags	14.2612	3.6349	2.8950	79.0296

Метод k ближайших соседей показывает высокое качество, однако потребляет ощутимое количество памяти – около 4ГБ для 1000 пользователей, так как всю матрицу попарных расстояний между пользователями надо хранить в памяти. У RBM нет проблем со временем отклика, как у kNN, однако качество ниже. У обычной LSTM наблюдается прирост качества в сравнении с RBM, обучается она дольше. Нет значительных расходов памяти.

LSTM с использованием тегов показала по качеству результаты даже лучшие, чем kNN. При этом решена проблема холодного старта путем использования тегов.

В **четвертой** главе приведено руководство по установке и использованию программного средства. Оно не требует установки и настройки на конечных устройствах пользователя, поскольку представляет собой веб-приложение. Руководство включает описание основных функций, предоставляемых пользователям, и изображения пользовательского интерфейса. Руководство предназначено для получения инструкций для работы с данным программным средством. Рассмотрены следующие возможности, предоставляемые приложением пользователю:

- аутентификация;
- главная страница с выбором мест и тегов и запросом рекомендаций;
- главная страница с результатами рекомендаций;
- просмотр стран;
- поиск с параметрами мест для путешествий;
- просмотр новостей;
- составление отзыва с оценкой;
- поиск по карте.

## **ЗАКЛЮЧЕНИЕ**

### **Основные научные результаты диссертации**

В результате выполнения магистерской диссертации разработаны методы подбора туристических услуг с использованием нейросетей.

Анализ качества полученных моделей нейронных сетей для подбора рекомендаций путешествий и сравнение результатов с существующими аналогами показал, что разработанные модели эффективнее существующих по таким показателям, как точность, полнота, F-мера.

Оценка моделей в целом с помощью определения площади под кривой ошибок так же подтвердила наиболее высокое качество у модели сети долгой краткосрочной памяти с использованием тегов. Таким образом, разрешается проблема холодного старта, так как не представляет трудности определить рекомендации, если исходное количество доступных рейтингов невелико.

Введение генерации уникальных мест и тегов для выбора перед рекомендацией при каждом запросе определяет гибкость при изменении настроения пользователя.

Эксперименты показали низкий, по сравнению с рассмотренными аналогами, расход памяти.

Такие функции, как поиск туристических мест, поиск по карте, просмотр новостей являются функциями, дополняющими систему с целью создания более привлекательного бизнес-продукта.

Для управления системой создана роль администратора и следующие возможности:

- управление новостями, туристическими местами;
- поиск пользователей и просмотр информации о них;
- сбор статистики действий пользователей.

### **Рекомендации по практическому использованию результатов**

Полученные в результате методы и программное средство могут быть использованы как бизнес-решение подбора рекомендаций для системы предоставления туристических услуг.

По результатам анализа и сравнения качества модель сети долгой краткосрочной памяти показывает наилучшие результаты по показателям принятия решений при подборе рекомендаций. Также наблюдается выигрыш по производительности и расходу памяти. Улучшился отклик при изменении вкусов пользователей. Уменьшилась ошибка при проблеме холодного старта, когда имеет место недостаток данных для подбора рекомендаций. Исследование является основой для создания более точного инструмента подбора рекомендаций в данной области.

## СПИСОК ОПУБЛИКОВАННЫХ РАБОТ

1. Чигир, В.С. Система предоставления туристических услуг с использованием нейросетевых технологий // В.С. Чигир, А.В. Хмелева // 54-я научная конференция аспирантов, магистрантов и студентов по направлению 4: компьютерные системы и сети: материалы конференции БГУИР, Минск, 23-27 апр.2018.– Минск, 2018. – С.115-116.
2. Чигир, В.С. Метод предоставления туристических услуг с использованием нейросетевых технологий // В.С. Чигир, А.В. Хмелева // 55-я научная конференция аспирантов, магистрантов и студентов по направлению 4: компьютерные системы и сети: материалы конференции БГУИР, Минск, 22-26 апр.2019.– Минск, 2019. – С.163-164.