

*В.А. Харахинов*

*Иркутский национальный исследовательский технический университет, г. Иркутск, Российская Федерация.*

## **НЕЙРОСЕТЕВОЙ ПОДХОД К ОЦЕНКЕ ПРОПУСКНОЙ СПОСОБНОСТИ ДОРОЖНОГО УЧАСТКА ПО РАЗЛИЧНЫМ ХАРАКТЕРИСТИКАМ ДТП**

**Аннотация.** В статье описано применение нейронных сетей к предварительной оценке снижения пропускной способности дорожного участка по причине возникновения на нем ДТП. Рассматривается процесс построения классификатора, позволяющего получать качественную оценку серьезности ДТП по временным, географическим и погодно-климатическим условиям, а также по наличию различных средств регулирования дорожного движения в непосредственной близости от произошедшего ДТП. Приведено описание процесса выбора наиболее важных факторов, влияющих на оценку степени серьезности аварии. Произведена оценка повышения качества классификации при использовании различных архитектур нейронных сетей и алгоритмов обучения, а также сокращение времени, затрачиваемого на обучение этих сетей. Реализована экспертная система, которая с помощью созданного классификатора, оценивает наиболее вероятное снижение пропускной способности дорожного участка, которое случится по причине возникновения ДТП в тех или иных условиях.

**Ключевые слова:** анализ данных, классификация, прогнозирование, сети прямого распространения сигнала.

*V.A. Kharakhinov*

*Irkutsk National Research Technical University, Irkutsk, the Russian Federation.*

## **PRELIMINARY PREDICTION OF A ROAD CAPACITY DUE TO AN ACCIDENT BASED ON NEURAL NETWORKS**

**Abstract.** This paper considers application of neural networks to a road capacity preliminary prediction extent affected by road accident. The process of constructing a classifier is described which allows to getting a qualitative assessment of road accident severity by accident time, geolocation and weather- climate conditions and as well as the presence of various means of traffic regulation in the immediate distance of the accident. The selection of the factors, which are the most important and affecting road accident severity from dataset is described. Received estimates of learning time and the classifications quality realized by various architectures of neural networks and learning algorithms. In addition, an expert system was created based on the designed neural network that evaluates the most likely decrease road capacity, which will happen due to an accident in certain conditions.

**Keywords:** data mining, classification, prediction, feedforward neural networks.

### **Введение**

Анализ данных на сегодняшний день представляет собой стремительно растущую мультидисциплинарную область, основу которой заложили такие дисциплины как математическая статистика, искусственный интеллект, машинное обучение. К одной из наиболее часто решаемых задач интеллектуального анализа данных относят задачу классификации, которая иногда может быть связана с задачей прогнозирования.

На сегодняшний день различные решения задач классификации осуществляются практически везде, включая современную транспортную систему. По последним опубликованным данным Федеральной службы государственной статистики за 2019 г. пассажирооборот на всей территории РФ на 19.3% осуществляется автомобильным транспортом [1]. Если рассматривать долю от всей структуры перевозок пассажиров по видам транспорта, то автомобильным транспортом, по данным этой службы, обеспечивается 59.7% [2]. Основываясь на приведенных данных можно сделать вывод, что более эффективная организация автомо-

бильной транспортной системы положительно скажется на практически любой сфере деятельности человека.

Одним из ключевых понятий автомобильной транспортной системы является пропускная способность дорожного участка, которая зависит от множества факторов. Однако она может быть значительно снижена по причине возникновения ДТП.

По данным Федеральной службы государственной статистики в 2019 году на всей территории РФ было зарегистрировано 164358 ДТП [3]. Практически каждое из этих ДТП в той или иной мере снизило пропускную способность дорожного участка, пока не были ликвидированы последствия этого происшествия. Для своевременной ликвидации последствий целесообразно использовать методы анализа данных, которые будут обеспечивать получение наиболее вероятного изменения пропускной способности, путем решения задачи классификации.

На текущий момент вопросы применения анализа данных к решению подобных задач в своих работах освещали следующие отечественные авторы: Виксин И. И., Зикратов И. А., Зикратова Т.В., Романова М. П. Среди зарубежных исследователей, занимающихся этим вопросом, стоит выделить следующих: Bulbula Kumeda, Daniel Santos, Ebrahim Shaik, Jose Saias, Milon Islam, Paulo Quaresma, Quazi Sazzad Hossain, Zhang Fengli. Стоит отметить, что на территории РФ данным вопросом активно занимаются коммерческие компании (в особенности компания Яндекс).

В данном исследовании был создан классификатор на основе нейронных сетей, оценивающий уровень серьезности ДТП.

### **Классификация с применением нейросетевого подхода**

Под классификацией объектов (наблюдений, событий), описываемых набором числовых признаков, понимают способы отнесения этих объектов к одному из заранее известных классов.

При решении задачи классификации большое значение имеют анализируемые данные: их объем, полнота, число признаков, служащих для описания анализируемых объектов, диапазоны значений, в которых находятся числа из выборки. В зависимости от этих факторов один подход к решению задачи классификации может быть более эффективным по сравнению с остальными. Однако современные способы сбора и хранения информации позволяют получать наборы данных большого объема. По этой причине при решении задачи классификации наиболее популярны и эффективны нейронные сети.

В рамках данного исследования были выбраны сети прямого распространения сигнала: многослойный персептрон и его общеизвестная модификация – каскадный многослойный персептрон.

Все приведенные ранее сети обучаются по парадигме обучения с учителем. Концептуально участие учителя можно рассматривать как наличие знания об окружающей среде, которые представлены в виде пар «вход-выход». Иными словами, в наборе данных должен присутствовать признак, содержащий истинные значения номеров классов для каждого объекта в нем. То есть необходимо наличие целевого вектора.

На рисунке 1 приведена архитектура полносвязной многослойной сети, к такому типу относится применяемый в этой работе многослойный персептрон. Различие которых состоит в используемых на выходных слоях функций активаций. Многослойный персептрон использует линейную функцию активации.

Многослойный персептрон, в большинстве случаев, наиболее эффективно обучается по алгоритму Левенберга-Марквардта (семейство квазиньютоновых алгоритмов) [4-6].

Отдельно стоит отметить архитектуру каскадного многослойного персептрона, которая представлена на рисунке 2.

Каскадный многослойный перцептрон отличается наличием связи от входного слоя и следующих за ним со всеми последующими для них слоями. Обучение проходит по алгоритму Левенберга-Марквардта.

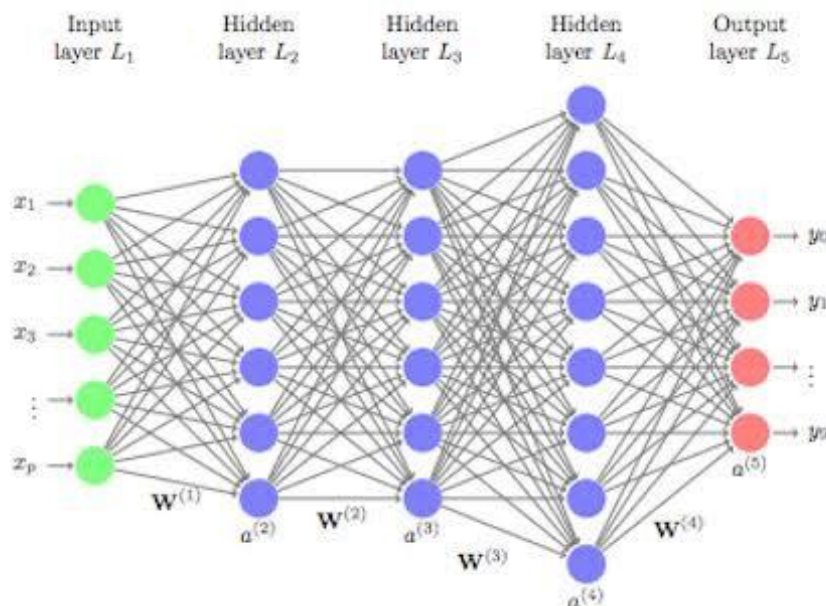


Рис. 1 - Архитектура многослойной сети

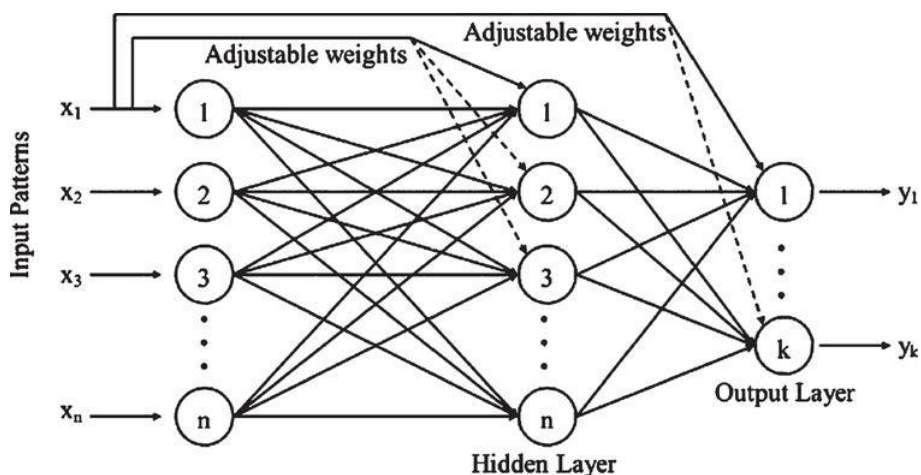


Рис. 2 - Архитектура каскадного многослойного перцептрона

Любую из приведенных сетей после обучения можно использовать для решения задачи классификации, однако необходимо корректно оценивать качество этого решения.

Традиционно для оценки качества классификации используют следующие способы: общая доля правильно классифицированных объектов (accuracy); точность (precision); полнота (recall).

Общая доля правильно классифицированных объектов определяется отношением числа правильно классифицированных объектов к числу объектов в наборе данных.

Точность - это доля наблюдений истинно принадлежащих данному классу относительно всех наблюдений, которые классификатор отнес к этому классу.

Полнота - это доля наблюдений истинно принадлежащих данному классу относительно всех наблюдений истинно принадлежащих данному классу.

### Получение набора данных. Препроцессинг

Создание классификатора на основе нейросетевого подхода требует наличия набора данных, который содержит информацию об изучаемых объектах. При этом возможны неко-

торые ограничения на используемый набор данных, наиболее часто встречающееся из них: количество объектов в нем. Если анализируемые объекты описываются большим числом признаков, то вероятно потребуется достаточно большое количество объектов в этом наборе данных. Основываясь на этом было необходимо использовать набор данных, имеющий большое число объектов.

На популярнейшей в мире публичной веб-платформе Kaggle был найден подходящий набор данных [7]. Данные в нем были собраны сторонним исследователем с использованием API-методов различных онлайн сервисов, поэтому их можно считать достоверными. Объекты в этом наборе данных представляют собой информацию о ДТП.

Автор этого набора данных производил сбор данных на территории США на протяжении 5 лет: с 2016 по 2020 гг. Таким образом, была собрана информация о свыше 3.5 миллионов ДТП. Происшествия описываются 48 признаками, которые подразделяются на 4 группы (территориальные, погодно-климатические, временные и группа средств регулирования дорожного движения).

Картографический веб-сервис MapQuest определяет уровень серьезности каждого зафиксированного ДТП. Этот уровень зависит от того насколько сильно данное происшествие повлияло на пропускную способность дорожного участка. Чем сильнее это влияние, тем выше уровень серьезности ДТП. В сервисе MapQuest существует 4 уровня, где 1 уровень присваивается тому ДТП, которое практически, или совсем, не оказало негативное влияние на пропускную способность дорожного участка. Важно упомянуть, что сервис MapQuest действует на территории двух стран: США (охватывает большинство субъектов) и Канады (охватывает южную часть страны). В результате чего в полученном наборе данных используется отличные от принятых в системе СИ единицы измерения.

На момент написания данной статьи не было найдено аналогичного открытого картографического сервиса, действующего на территории РФ и определяющего уровень серьезности ДТП. В связи с этим, создание подобного набора данных, описывающего ДТП на территории РФ, не представляется возможным.

Полученный набор данных хранится в csv формате и имеет размер свыше 1 гигабайта. Однако не обо всех объектах собрана информация: могут отсутствовать значения признаков в наборе данных. Поэтому необходимо выполнить препроцессинг (предварительную обработку) данных.

Основные задачи, решаемые в ходе препроцессинга: очистка и оптимизация данных.

Очистка данных служит для заполнения отсутствующих значений, обнаружения и удаления шумов и выбросов в данных. Кроме этого, в процессе очистки преобразуются некорректные форматы.

Оптимизация данных снижает размерность пространства признаков, путем выявления и исключения признаков, оказывающих незначительное влияние на определение класса объекта. Позволяет адаптировать данные к конкретной задаче, что повысит эффективность работы с ними.

При работе с набором данных такого объема на уровне среды разработки (IDE), заметно используется оперативная память и другие ресурсы вычислительной системы. По этой причине целесообразно использовать базу данных для хранения этого набора. Это также позволит использовать встроенные алгоритмы оптимизатора для проведения очистки.

Для этих целей была создана база данных на сервере Microsoft SQL Server 2019 Express. Изначально эта база включала лишь одну таблицу, которая хранит все данные из csv файла. Язык T-SQL позволяет эффективно работать с данными на сервере баз данных, расходуя значительно меньше вычислительных ресурсов системы.

Графически этап препроцессинга в этой работе можно описать в виде диаграммы поток данных (рисунок 3).

В первую очередь решалась задача оптимизации данных. Выбор несущественных признаков (оказывающих незначительное влияние на определение класса ДТП) был сделан согласно документу [8], в котором пропускная способность определяется как максимальное

число автомобилей, которое может пропустить участок дороги в единицу времени в одном или двух направлениях в рассматриваемых дорожных и погодно-климатических условиях. Поскольку набор данных не содержит признаков, описывающих состояния дорожного покрытия, обочины, а также видов разметки, были выбраны признаки описывающие погодно-климатические условия, при которых было зафиксировано ДТП. В дополнение к ним были добавлены признаки, описывающие: географическое положение ДТП; период дня, в котором оно произошло; а также признаки, указывающие на наличие или отсутствие средств дорожного регулирования в непосредственной близости от зафиксированного ДТП.

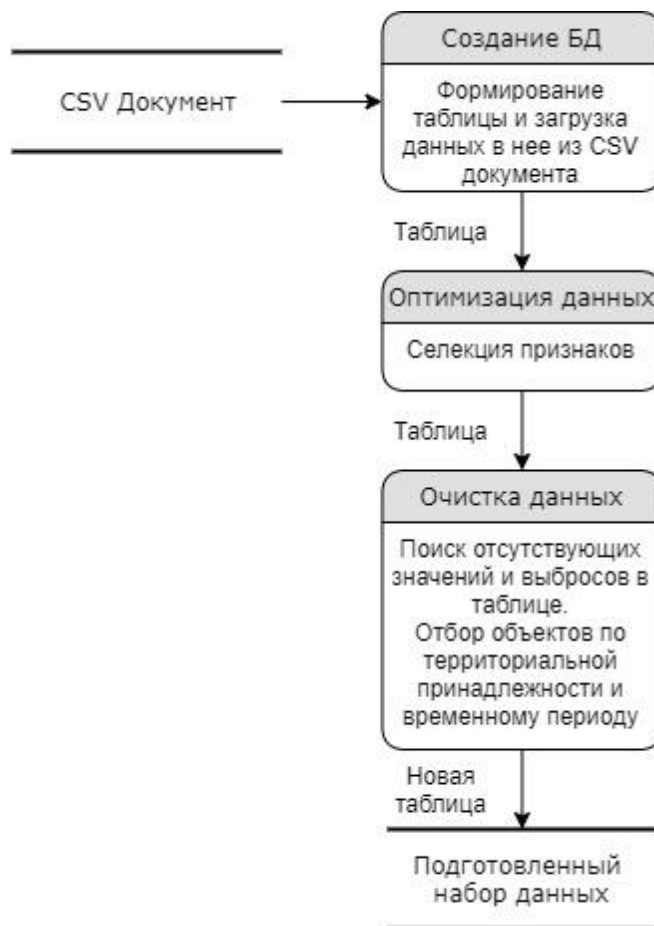


Рис. 3 - Диаграмма потоков данных, описывающая этап препроессинга

Всего набор данных содержит информацию о наличии следующих средств регулирования дорожного движения:

- дорожный знак «Неровная дорога»;
- дорожный знак «Пешеходный переход»;
- дорожный знак «Уступи дорогу»;
- дорожный знак «Перекресток» (наиболее эквивалентные знаки в РФ – «Участок перекрестка», «Пересечение равнозначных дорог», «Пересечение со второстепенной дорогой» и знаки с различным примыканием второстепенной дороги);
- дорожный знак «Въезд запрещен»;
- дорожный знак «Пересечение железнодорожных путей» (наиболее эквивалентные знаки в РФ – «Однопутная железная дорога», «Многопутная железная дорога»);
- дорожный знак «Круговое движение»;
- дорожный знак «Автозаправочная станция»;
- дорожный знак «Движение без остановки запрещено»;
- Светофорное регулирование;
- Дорожный знак «Разворот запрещен».

Однако наличие или отсутствие какого-либо из приведенных средств регулирования не всегда однозначно определяет серьезность произошедшей аварии.

В своей работе исследователь Artur Filipowicz [9] провел статистический анализ того же набора данных, и определил, что наибольшее влияние на серьезность ДТП оказывает наличие знаков: «Перекресток», «Уступи дорогу», «Въезд запрещен». В большинстве случаев эти знаки применяются совместно, и устанавливаются на перекрестках.

На опасных перекрестках (с ограниченной видимостью, плотным движением и другими факторами, усложняющими его пересечение) устанавливается знак «Уступи дорогу». В населенных пунктах и их пригородах в таких местах часто устанавливается светофорное регулирование. Также очень опасным участком является пересечение железнодорожных путей, поэтому данный фактор стоит учитывать.

Это позволило сократить число признаков с 48 до 11:

- широта (градусы);
- долгота (градусы);
- температура (Фаренгейты);
- дальность видимости (мили);
- период дня (светлое /темное время суток);
- гражданские сумерки (да/нет);
- наличие знака «Перекресток» (да/нет);
- наличие знака «Уступи дорогу» (да/нет);
- наличие знака «Движение без остановки запрещено» (да/нет);
- наличие знака «Пересечение железнодорожных путей» (да/нет);
- наличие светофорного регулирования(да/нет).

Для проведения очистки данных был написан ряд SQL-запросов, который позволил:

- найти штат с достаточным количеством объектов каждого класса (не менее 15% от общего числа ДТП в этом штате);
- найти и исключить строки с отсутствующими значениями, либо со значениями, выходящими за рамки допустимых (выбросы);

ДТП с первым и четвертым уровнем серьезности были исключены из набора данных, поскольку такие ДТП происходят крайне редко.

В результате был получен список из более чем 20 штатов, со всеми зафиксированными в них ДТП. Погодно-климатические условия на территории одного штата могут сильно отличаться от условий в другом, поэтому был выбран один штат - Миннесота. Целесообразность выбора данного штата основывается на том, что погодно-климатические условия в нем схожи с условиями в большинстве регионов России.

В дополнение ко всем перечисленным этапам целесообразно учитывать ДТП, в более актуальный временной период: за 2019 г.

Результатом препроцессинга стал подготовленный для анализа набор данных, хранящийся в новой (отдельной) таблице, которая содержит 12094 строки (объекта), каждый из которых описывается 11 ранее приведенными признаками.

## **Этап I. Однослойные сети**

Задача классификации решалась в среде MATLAB.

Для оценки снижения пропускной способности дорожного участка под влиянием ДТП были реализованы классификаторы на основе сетей прямого распространения: многослойного персептрона и каскадной сети прямого распространения сигнала (каскадного многослойного персептрона). Значения признаков были нормализованы с целью приведения значений к единому диапазону. Сети обучались по наиболее рекомендуемым в литературе алгоритмам по алгоритму Левенберга-Марквардта. В обучающую выборку вошли 80% случайно выбранных объектов, в валидационную и тестирующую по 10% от общего числа.

Первые созданные в рамках данного исследования классификаторы представляли собой сеть с одним скрытым слоем. Краткая информация о результатах классификации, которые были получены при помощи них приведены в таблице 1. Полу жирным начертанием выделены наилучшие решения.

Информация, приведенная в таблице 1, сигнализирует о том, что сети с таким числом скрытых слоев не могут обеспечить достаточное качество классификации. Увеличение числа нейронов в скрытом слое также не повышает значительно качество классификации.

**Таблица 1 – Этап I. Результаты классификации**

Тип сети	Число нейронов	Общая доля правильно классифицированных объектов, %	Точность (% по 1 классу, % по 2 классу)	Полнота (% по 1 классу, % по 2 классу)
Многослойный персептрон	40	68.44	72, 60.97	79.46, 50.94
	160	66.91	72.57, 57.43	74.06, 55.56
Каскадный многослойный персептрон	<b>40</b>	<b>69.18</b>	<b>74.08, 60.7</b>	<b>76.56, 57.47</b>
	160	67.17	71.58, 58.59	77.12, 51.39

### **Этап II. Многослойные сети**

Как показал предыдущий эксперимент (таблица 1) каскадная сеть прямого распространения сигнала обеспечивает наилучшее качество классификации из всех представленных в этой работе типов сетей. Основываясь на этом, целесообразно использовать для классификации данный тип сети, увеличив число скрытых слоев. В таблице 2 приведены результаты классификации, полученные при использовании каскадных сетей с несколькими скрытыми слоями.

**Таблица 2 – Этап II. Результаты классификации**

Тип сети	Число нейронов в скрытых слоях	Общая доля правильно классифицированных объектов, %	Точность (% по 1 классу, % по 2 классу)	Полнота (% по 1 классу, % по 2 классу)
Каскадный многослойный персептрон	40, 20	70.86	75.7, 62.74	77.33, 60.59
	<b>40, 20, 10</b>	<b>74.98</b>	<b>80.21, 67.09</b>	<b>78.61, 69.21</b>
	40, 20, 10, 5	71.77	77.19, 63.33	76.64, 64.04

Соответствующие значения из таблиц 1 и 2 имеют отличия в качестве классификации – после добавления 2 скрытых слоев, с приведенным в таблице 2 числом нейронов в соответствующих слоях, каскадный многослойный персептрон достиг 75% общей доли правильно классифицируемых объектов, что почти на 6% выше наилучшего результата, получаемого многослойным каскадным персептроном с одним скрытым слоем.

Таким образом, была найдена модель нейронной сети, позволяющая получать достаточно хорошее качество классификации ДТП.

## Экспертная система

Созданная и обученная модель каскадного многослойного персептрона была использована при реализации экспертной системы (ЭС). ЭС реализована в среде MATLAB с использованием паттерна Smart UI («Интеллектуальный пользовательский интерфейс»). Выбор этого паттерна основан на том, что Smart UI прекрасно подходит для небольших проектов, ускоряя их разработку. Пользовательский интерфейс ЭС представлен на рисунке 4.

После ввода информации о ДТП классификатор, основанный на обученной нейронной сети, определяет класс серьезности этого происшествия. Как уже было описано ранее, класс серьезности ДТП прямо пропорционален снижению пропускной способности. Это означает, что если ЭС поможет пользователю определить класс ДТП в момент его появления, то это даст возможность получить краткосрочный прогноз на изменение пропускной способности дорожного участка.

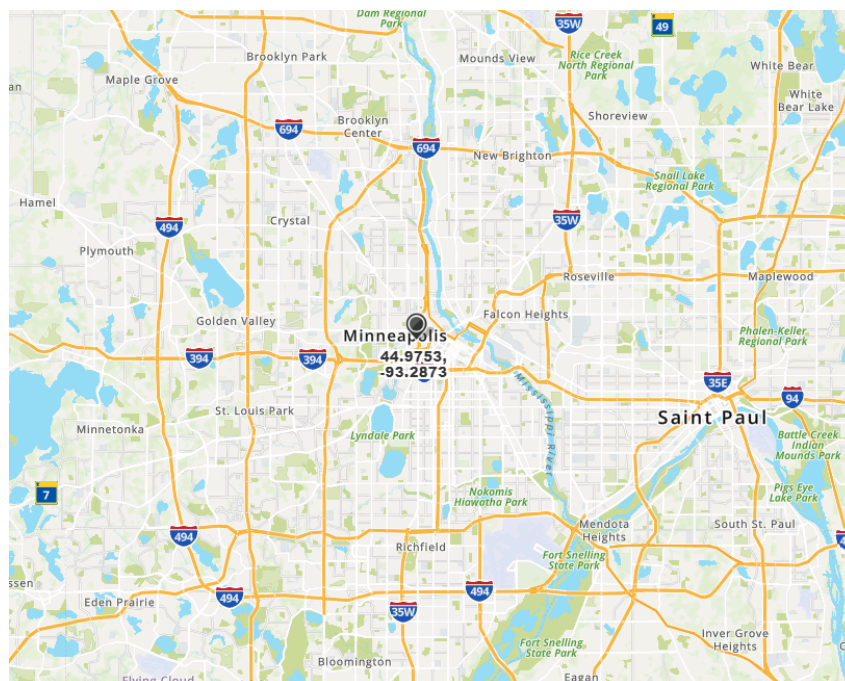
The screenshot shows the MATLAB App interface for an expert system. It features several input fields and controls:

- Тестовые объекты:** A dropdown menu with options Object\_1, Object\_2 (selected), and Object\_3.
- Широта:** Input field containing 44.9753.
- Долгота:** Input field containing -93.2873, with a "Посмотреть на карте" button to its right.
- Температура (F):** Input field containing 47.
- Дальность видимости (мили):** Input field containing 10.
- Время суток:** Radio buttons for "День" (selected) and "Ночь".
- Гражданские сумерки:** A checkbox labeled "Время сумерек" which is currently unchecked.
- Bottom section:** A "Оценить влияние ДТП" button is centered. To its left is the text "Наиболее вероятная загруженность" and to its right is "Наиболее вероятно, что загруженность дорог увеличится значительно".

Рис. 4 - Пользовательский интерфейс ЭС

Для визуализации ЭС позволяет отобразить местоположение ДТП на карте, как это показано на рисунке 5. Рассматриваемое ДТП произошло днем в центре крупного города, и оно было классифицировано как ДТП второго уровня серьезности. При изменении значений вводимых признаков ЭС отправляет новые данные на вход обученной сети, как результат возможно изменение уровня серьезности.





**Рис. 5 - Местоположение ДТП**

### **Заключение**

В результате разработки нейросетевого подхода к оценке снижения пропускной способности дорожного участка по различным характеристикам ДТП, были получены следующие результаты:

1. Проанализирована предметная область, что позволило выявить из набора признаков, описывающих ДТП, ряд признаков, оказывающих влияние на уровень серьезности ДТП.
2. Произведен этап препроцессинга, который позволил оптимизировать хранение, чтение и извлечение данных. После чего стало возможным формирование подходящего для анализа набора данных.
3. Протестированы различные нейронные сети, найдены наиболее подходящие сети для решения поставленной задачи.
4. Создана ЭС для оценки снижения пропускной способности дорожного участка по причине возникновения ДТП.

### **БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК**

1. Пассажиоборот по видам транспорта по Российской Федерации. – Текст : электронный // Федеральная служба государственной статистики (Росстат). Транспорт : официальный сайт. – 2019. - URL: <https://rosstat.gov.ru/storage/mediabank/qhu3tRJp/pass.jpg> (дата обращения: 25.01.2022).
2. Структура перевозок пассажиров по видам транспорта по Российской Федерации. – Текст : электронный // Федеральная служба государственной статистики (Росстат). Транспорт : официальный сайт. – 2019. - URL: <https://rosstat.gov.ru/storage/mediabank/YFAApHgG/reg-pas.jpg> (дата обращения: 25.01.2022).
3. Показатели состояния безопасности дорожного движения. – Текст : электронный // Официальный сайт Госавтоинспекции. – 2021. - URL: <http://stat.gibdd.ru/> (дата обращения: 25.01.2022).
4. Pham D., Sagioglu S. Training multilayered perceptrons for pattern recognition: a comparative study of four training algorithms // International Journal of Machine Tools and Manufacture. 2001. Vol. 41. P 419-430.

5. Sharma B., Venugopalan K. Comparison of Neural Network Training Functions for Hematoma Classification in Brain CT Images // Journal of Computer Engineering. 2014. Vol. 16. P 31-35.
6. Alsmadi M. K., Omar K. B., Noah S. A. Back propagation algorithm: The best algorithm among the multi-layer perceptron algorithm // International Journal of Computer Science and Network Security. 2009. Vol. 9(4). P 378-383.
7. Набор данных «A Countrywide Traffic Accident Dataset» // Kaggle.com. – 2021. - URL: <https://kaggle.com/sobhanmoosavi/us-accidents> (дата обращения: 25.01.2022).
8. Отраслевой дорожный методический документ. Методические рекомендации по оценке пропускной способности автомобильных дорог (ОДМ 218.2.020-2012). – Текст : электронный // Электронный фонд правовых и нормативно-технических документов. – 2021. - URL: <https://docs.cntd.ru/document/1200092512> (дата обращения: 25.01.2022).
9. US Car Accidents Severity Analysis // Kaggle.com. – 2020. - URL: <https://www.kaggle.com/art12400/us-car-accidents-severity-analysis> (дата обращения: 25.01.2022).

## REFERENCES

1. Passazhirooborot po vidam transporta po Rossijskoj Federacii. – Текст : jelektronnyj // Federal'naja sluzhba gosudarstvennoj statistiki (Rosstat). Transport : ofici-al'nyj sajt. – 2019. - URL: <https://rosstat.gov.ru/storage/mediabank/qhu3tRJp/pass.jpg> [Accessed 25/01/2022].
2. Struktura perevozok passazhirov po vidam transporta po Rossijskoj Federacii. – Текст : jelektronnyj // Federal'naja sluzhba gosudarstvennoj statistiki (Rosstat). Trans-port : oficial'nyj sajt. – 2019. - URL: <https://rosstat.gov.ru/storage/mediabank/YFAApHgG/per-pas.jpg> [Accessed 25/01/2022].
3. Pokazateli sostojanija bezopasnosti dorozhnogo dvizhenija. – Текст : jelektronnyj // Oficial'nyj sajt Gosavtoinspekcii. – 2021. - URL: <http://stat.gibdd.ru/> [Accessed 25/01/2022].
4. Pham D., Sagioglu S. Training multilayered perceptrons for pattern recognition: a comparative study of four training algorithms // International Journal of Machine Tools and Manufacture. 2001. Vol. 41. P 419-430.
5. Sharma B., Venugopalan K. Comparison of Neural Network Training Functions for Hematoma Classification in Brain CT Images // Journal of Computer Engineering. 2014. Vol. 16. P 31-35.
6. Alsmadi M. K., Omar K. B., Noah S. A. Back propagation algorithm: The best algorithm among the multi-layer perceptron algorithm // International Journal of Computer Science and Network Security. 2009. Vol. 9(4). P 378-383.
7. Dataset «A Countrywide Traffic Accident Dataset». // Kaggle.com. – 2021. - URL: <https://kaggle.com/sobhanmoosavi/us-accidents> [Accessed 25/01/2022].
8. Otrazolevoj dorozhnyj metodicheskij dokument. Metodicheskie rekomendacii po ocenke propusknoj sposobnosti avtomobil'nyh dorog (ODM 218.2.020-2012). – Текст : jelektronnyj // Jelektronnyj fond pravovyh i normativno-tehnicheskijh dokumentov. – 2021. - URL: <https://docs.cntd.ru/document/1200092512> [Accessed 25/01/2022].
9. US Car Accidents Severity Analysis // Kaggle.com. – 2020. - URL: <https://www.kaggle.com/art12400/us-car-accidents-severity-analysis> [Accessed 25/01/2022].

## Информация об авторах

*Харахинов Владимир Александрович* – преподаватель, Иркутский национальный исследовательский технический университет, г. Иркутск, e-mail: tes4obse@mail.ru

## Information about the author

*Vladimir Aleksandrovich Kharakhinov* – teacher, Irkutsk National Research Technical University, Irkutsk, e-mail: tes4obse@mail.ru