НАУЧНАЯ СТАТЬЯ
УДК 339.138, 004.89
DOI: https://doi.org/10.30932/1992-3252-2024-22-1-6

Мир транспорта. 2024. Т. 22. № 1 (110). С. 44–49

Исследование качества обслуживания клиентов авиакомпаний методами машинного обучения

Вячеслав ДЮК

Игорь МАЛЫГИН

Вячеслав Анатольевич Дюк[1], Игорь Геннадьевич Малыгин[2]

[1, 2] Институт проблем транспорта им. Н. С. Соломенко Российской академии наук (ИПТ РАН), Санкт-Петербург, Россия.
[1] РИНЦ SPIN-код: 3148-2066.
[2] ORCID 0000-0002-0403-8095; Web of Science Researcher ID: E-2182-2018; Scopus Author ID:57159964300; РИНЦ Author ID: 375896.
✉ *[1] v_duke@mail.ru.*

АННОТАЦИЯ

В статье приводятся результаты применения методов машинного обучения для исследования данных специальной анкеты, учитывающей общие характеристики авиарейсов, характеристики пассажиров и их мнения о различных аспектах авиарейса. Цель исследования – выявление в экспериментальных данных факторов, негативно влияющих на отношение пассажиров к услугам авиакомпании.

При проведении исследования были использованы популярные алгоритмы, входящие в состав свободного программного обеспечения для анализа данных и машинного обучения, университета Вайкато (Новая Зеландия) WEKA, распространяемого по лицензии GNU GPL: наивный байесовский классификатор; многослойный перцептрон, использующий алгоритм обратного распространения ошибки; метод ближайших соседей (KNN) с адаптивным подбором параметров; деревья решений – алгоритм J48, который является аналогом на Java известного алгоритма C4.5; случайный лес; логистическая регрессия; алгоритм адаптивного бустинга (AdaBoost); машина опорных векторов – алгоритм SMO (Sequential Minimal Optimization), являющийся одной из возможных реализаций алгоритма машины опорных векторов.

Показано, что наилучшие по точности модели, отражающие удовлетворенность пассажиров услугами авиакомпании, получаются с помощью алгоритмов «случайный лес» (погрешность на тестовой выборке – 3,9 %) и нейросетевого подхода (погрешность на тестовой выборке – 3,7 %). Вместе с тем, указанные алгоритмы не позволяют явным образом выделить факторы, характерные для авиапассажиров, не удовлетворенных качеством обслуживания. Этот пробел восполняет алгоритм на основе метода структурного резонанса в многомерных данных SRMD, позволивший выявить в данных точные логические правила, обладающие высокой полнотой. Полученные логические правила являются хорошо интерпретируемыми паттернами пассажиров, которые либо отрицательно, либо нейтрально оценивают услуги авиакомпании в целом.

Ключевые слова: авиационный транспорт, маркетинг, услуги авиакомпании, качество обслуживания пассажиров, искусственный интеллект, машинное обучение

Финансирование: работа выполнена в рамках исполнения государственного задания ИПТ РАН № 075–00602–24–0 на 2024 год и на плановый период 2025 и 2026 годов за счет средств предоставленной Минобрнауки России субсидии (соглашение о предоставлении субсидии из федерального бюджета на финансовое обеспечение выполнения государственного задания от 18.01.2024 № 075–03–2024–666).

Для цитирования: Дюк В. А., Малыгин И. Г. Исследование качества обслуживания клиентов авиакомпаний методами машинного обучения // Мир транспорта. 2024. Т. 22. № 1 (110). С. 44–49. DOI: https://doi.org/10.30932/1992-3252-2024-22-1-6.

Полный текст статьи в переводе на английский язык публикуется во второй части данного выпуска.
English translation of the full text of the article is published in the second part of the issue.

© Дюк В. А., Малыгин И. Г., 2024

ВВЕДЕНИЕ

Оценка качества обслуживания авиапассажиров играет важную роль в авиационной индустрии по нескольким причинам:

1. Понимание того, какие аспекты обслуживания важны для пассажиров, позволяют авиакомпаниям выявить слабые места и сфокусироваться на них для улучшения обслуживания.

2. Оценка качества обслуживания помогает компаниям предоставлять лучший сервис по сравнению с конкурентами.

3. Хорошее обслуживание способствует удовлетворенности пассажиров и, как следствие, повышает вероятность их возвращения к данной авиакомпании в следующий раз.

4. Положительные отзывы о качестве обслуживания помогают привлечь новых клиентов. Рекомендации пассажиров часто оказывают большое влияние на решение других людей выбрать данную авиакомпанию.

5. Улучшение качества обслуживания помогает снизить издержки, так как повышение эффективности и улучшение процессов ведет к уменьшению проблем и соответствующих компенсаций, связанных с плохим обслуживанием.

Известен ряд методов оценки качества обслуживания авиапассажиров:

– анкеты и опросы: авиакомпании часто используют анкеты и опросы для получения обратной связи от пассажиров. Это может быть как бумажный опросник после полета, так и онлайн-опрос, отправленный по электронной почте или доступный через портал компании;

– мониторинг социальных сетей: отзывы и комментарии пассажиров в различных социальных сетях могут дать представление о том, как пассажиры воспринимают обслуживание авиакомпании;

– фокус-группы: организация фокус-групп, в ходе которых группа пассажиров обсуждает свои впечатления от обслуживания, может предоставить более глубокое понимание их потребностей и ожиданий;

– тайный пассажир: некоторые авиакомпании используют «тайных пассажиров», которые путешествуют под видом обычных пассажиров, но в реальности оценивают качество обслуживания, испытывая услуги без предварительного предупреждения;

– изучение данных и статистики: анализ данных о задержках рейсов, уровне удовлетворенности пассажиров, уровне жалоб и претензий может быть полезным инструментом оценки качества обслуживания;

– сравнение с конкурентами: сравнение своих показателей с показателями конкурентов помогает авиакомпаниям понять, на какой позиции они находятся на рынке с точки зрения качества обслуживания.

Комбинация перечисленных методов позволяет авиакомпаниям получить более полное представление о том, как их услуги воспринимаются пассажирами и что можно улучшить. Известен ряд зарубежных и отечественных исследований качества обслуживания пассажиров с использованием различных методов [1–10]. Мы в нашем исследовании сконцентрируем внимание *на опросном методе* с помощью специальной анкеты, учитывающей как общие характеристики авиарейсов, так и характеристики пассажиров и их мнения о различных аспектах авиарейса.

ИСХОДНЫЕ ДАННЫЕ

Используемый набор данных содержит результаты, полученные на основе анкеты-опросника, в которой отражено отношение пассажиров к различным аспектам рейса. Данные были обнародованы Тимоти Кляйном (Timothy J. Klein) на популярном портале Kaggle[1]. Целевой переменной является «satisfaction», принимающая два значения «neutral or dissatisfied» (нейтральная либо отрицательная оценка) и «satisfied» (положительная оценка). Оригинальные названия других переменных (пунктов анкеты), перевод на русский язык этих названий и расшифровка значений представлены в табл. 1.

Вся выборка данных разбита на две части – обучающий набор (train) и тестовый набор данных (test). В обучающий набор вошли результаты опроса 103904 пассажиров, в тестовый – 25976 пассажиров. Судя по описанию данных, авиакомпания, их предоставившая, пожелала остаться анонимной. Вместе с тем, эти данные привлекли внимание достаточно большого количества исследователей. Отчеты, связанные с построением модели, объясняющей удовлетворенность-неудовлетворенность пассажиров, приведены на соответствующих страницах Kaggle. Наиболее полный и детальный анализ был проведен в аналитической части исследования «Удовлетвореность авиа-

[1] Airline Passenger Satisfaction. [Электронный ресурс]: https://www.kaggle.com/datasets/teejmahal20/airline-passenger-satisfaction. Доступ 07.01.2024.

Таблица 1

Пункты анкеты-опросника об удовлетворенности пассажиров различными аспектами авиарейса [составлено авторами по Airline Passenger Satisfaction[1]]

№	Оригинальное название пункта	Описание пункта на русском языке и расшифровка значений
1	Gender	Пол: мужской или женский
2	Customer Type	Тип клиента: постоянный или непостоянный клиент авиакомпании
3	Age	Возраст: фактический возраст пассажира
4	Type of Travel	Тип путешествия: личная или деловая поездка
5	Class	Класс: бизнес, эконом, эконом плюс
6	Flight Distance	Полетное расстояние
7	Inflight wifi service	Оценка Wi-Fi связи на борту (0: нет оценки; 1–5)
8	Departure/ Arrival time convenient	Оценка времени отправления/ прибытия (0: нет оценки; 1–5)
9	Ease of Online booking	Оценка онлайн-бронирования (0: нет оценки; 1–5)
10	Gate location	Оценка расположения выходов на посадку (0: нет оценки; 1–5)
11	Food and drink	Оценка питания на борту (0: нет оценки; 1–5)
12	Online boarding	Оценка услуги по выписыванию посадочного талона онлайн (0: нет оценки; 1–5)
13	Seat comfort	Оценка комфорта кресел в салоне (0: нет оценки; 1–5)
14	Inflight entertainment	Оценка развлечений на борту (0: нет оценки; 1–5)
15	On-board service	Оценка обслуживания на борту (0: нет оценки; 1–5)
16	Leg room service	Дополнительное удобство для ног (0: не оценивалось; 1–5)
17	Baggage handling	Оценка обработки багажа (0: нет оценки; 1–5)
18	Checking service	Оценка службы регистрации (0: нет оценки; 1–5)
19	Inflight service	Оценка обслуживания на борту во время полета (0: нет оценки; 1–5)
20	Cleanliness	Оценка чистоты на борту (0: не оценивалось; 1–5)
21	Departure Delay in Minutes	Задержка отправления в минутах
22	Arrival Delay in Minutes	Задержка прибытия в минутах

пассажиров» (часть 1) [Airline Passenger Satisfaction (Part 1)][2]. Результаты этого анализа мы обсудим ниже и дополним полученные результаты данными нашего исследования.

ИСПОЛЬЗУЕМЫЕ МЕТОДЫ И РЕЗУЛЬТАТЫ АНАЛИЗА

В аналитической части исследования [Airline Passenger Satisfaction (Part 1)][2] для анализа использовалась пакет Scikit-learn – один из наиболее широко используемых пакетов Python для Data Science [науки о данных] и Machine Learning [машинного обучения]. Применялся набор стандартных процедур статистического одномерного и корреляционного анализа, а также ряд алгоритмов машинного обучения: метод ближайшего соседа (kNN), машина опорных векторов (SVM), алгоритм AdaBoost, деревья и лес решений (DT и Random Forest). Сделаны следующие выводы:

– для метода kNN (при k = 10) ошибка на обучающей выборке составила 5,2 %, а на тестовой выборке – 6,5 %;

– для «машины опорных векторов» ошибка как на обучающем, так и на тестовом наборах составила 5 %;

– для классификаторов «случайный лес» ошибка на обучающем наборе не наблюдалась, а на тестовом наборе она составила 3,9 %;

– для алгоритма AdaBoost ошибка на обучающем наборе составила 7 %, а на тестовом наборе – 7,2 %;

– для «деревьев решений с градиентным усилением» ошибка на обучающей и тестовой выборках составляла 5,5 % и 5,6 % соответственно.

Наилучший результат показал классификатор «случайный лес» (погрешность на тестовой выборке – 3,9 %).

В дополнение к проведенному анализу во второй части исследования[3] была натренирована нейросеть, продемонстрировавшая ошибку на тестовом наборе данных в 3,7 % (обучение нейросети заняло почти семь часов).

По поводу приведенного выше анализа сделаем несколько уточнений и замечаний.

Во-первых, в цитируемом источнике Airline passenger satisfaction (Part 2)[3] исследователь

[2] Airline Passenger Satisfaction (Part 1) [Электронный ресурс]: https://www.kaggle.com/code/frixinglife/airline-passenger-satisfaction-part-1/notebook. Доступ 07.01.2024.

[3] Airline Passenger Satisfaction. (Part 2). [Электронный ресурс]: https://www.kaggle.com/code/frixinglife/airline-passenger-satisfaction-part-2. Доступ 07.01.2024.

тестовую выборку сделал из обучающей (файл train.csv), использовав 90 % на обучение и 10 % на тест. Это, на наш взгляд, не имеет принципиального значения, так как объем данных в целом достаточно велик для получения устойчивых моделей.

Во-вторых, в исходных данных присутствовали пропуски, кодируемые как цифра «0», и здесь исследователь заполнял пропуски медианными значениями признаков. На наш взгляд, к заполнению пропусков в данных нужно относиться очень осторожно. Это может быть полезно только в случае малых выборок, да и то при условии достаточно простых структур данных, имеющих одномодовые плотности распределения значений.

В-третьих, и это самое главное, в приведенном исследовании (как, впрочем, и в ряде других, опубликованных на портале Kaggle) сделан, на наш взгляд, неверный акцент в самой постановке задачи. Здесь делаются попытки построить как можно более точную модель, связывающую характеристики рейсов, пассажиров и их оценок частных характеристик обслуживания, но отсутствует основная цель – максимально точно выяснить причины, по которым пассажиры бывают недовольны услугами авиакомпании.

Мы попытались восполнить указанный пробел, повторив, с одной стороны, анализ данных с применением другой библиотеки программ машинного обучения. С другой стороны, мы дополняем результаты нашего исследования высокоточными паттернами, характерными для группы недовольных и нейтральных авиапассажиров, которые выявляются с помощью нашей инновационной технологии SRMD (Structural Resonance in Multidimensional Data) [11], развиваемой компанией Дип Паттернс[4].

В нашем исследовании мы использовали популярные алгоритмы, входящие в состав свободного программного обеспечения для анализа данных и машинного обучения, университета Вайкато (Новая Зеландия) WEKA, распространяемого по лицензии GNU GPL [12]:

− наивный байесовский классификатор;

− многослойный перцептрон, использующий алгоритм обратного распространения ошибки;

− метод ближайших соседей (KNN);

− деревья решений;

− случайный лес;

− логистическая регрессия;

− алгоритм адаптивного бустинга (AdaBoost);

− машина опорных векторов (SVM).

При использовании указанных методов в основном применялись параметры, заданные по умолчанию в пакете WEKA. Вместе с тем, следует сделать некоторые уточнения. В качестве одной из возможных реализаций алгоритма машины опорных векторов применялся алгоритм SMO (Sequential Minimal Optimization), описанный в [13]. При этом использовалось линейное ядро. В многослойном перцептроне количество слоев определялось по формуле (количество переменных + число классов) / 2, таким образом число слоев составляло 12. Еще отметим, что при построении деревьев решений использовался алгоритм J48, который является аналогом на Java известного алгоритма C4.5 [14]. В алгоритме AdaBoost в качестве классификаторов используются деревья решений, построенные J48. Примеры использования данных алгоритмов в транспортной отрасли рассматривались нами ранее в статьях [15; 16].

В табл. 2 приведены результаты применения упомянутых методов для построения модели предсказания значений целевой переменной «Satisfaction». Кроме ошибок моделей, вычисленных на тестовой выборке (test.csv), в таблице приведено время, затрачиваемое на создание и на применение модели.

В целом полученные результаты во многом схожи с результатами, полученными в Airline Passenger Satisfaction (Part 1)[2]. В то же время отметим большое (почти четырехкратное) отличие точности «наивного байесовского классификатора» от максимальной точности, достигнутой применением метода «случайный лес». Подобный феномен характерен для неоднородных структур данных, которые невозможно адекватно описать общей моделью в простой (например, линейной) интерпретируемой форме. Вместе с тем, более сложные модели дают высокую точность, но плохо интерпретируются, если вообще поддаются интерпретации. Например, «дерево решений», построенное с помощью алгоритма J48, в нашем случае имеет 1378 листьев, что создает проблемы для формирования целостного восприятия и понимания выявляемых в данных взаимосвязей.

[4] https://deeppatterns.com.

Таблица 2

Сводная таблица результатов построения модели различными методами машинного обучения [выполнено авторами]

Метод	Ошибка модели в %	Время на создание модели, с	Время на применение модели, с
Наивный Байес	15,48	0,48	0,43
Логист. регрессия	12,85	2,68	0,19
SMO	12,64	1937,76	0,27
KNN (10-NN)	7,42	0,07	249,75
Многосл. перцептрон	4,35	218,33	0,24
Деревья решений J48	4,24	11,44	0,19
AdaBoost (J48)	4,12	128,02	0,32
Случайный лес	3,78	47,85	2,06

Для метода структурного резонанса в многомерных данных SRMD, который мы применили на следующем этапе анализа, характерно то, что он нацелен на поиск в данных логических правил «if–then», имеющих при заданной точности (accuracy) максимальную полноту покрытия (recall) объектов собственного класса. Этим свойством SRMD обеспечивается хорошая интерпретируемость результатов анализа данных. Кроме того, заметим, что SRMD не нуждается в каком-либо искусственном заполнении пропусков в таблице данных – пропуски просто не обрабатываются.

В табл. 3 приведены некоторые высокоточные логические правила, обнаруженные в экспериментальных данных опросника об удовлетворенности пассажиров услугами авиакомпании.

Приведенными в табл. 3 правилами с высокой точностью (ошибка в совокупности составляет 1,9 %) покрывается 82 % авиапассажиров, которые дали отрицательную либо нейтральную оценку авиакомпании. При этом из них большинство (57 %) составляет группа людей, совершающих личное (неделовое) путешествие. И, в свою очередь, практически все из этих 82 % высказывают недовольство из-за низкого качества Wi-Fi связи на борту самолета. По-видимому, авиакомпания, проводившая опрос, может довольно существенно повысить удовлетворенность пассажиров, увеличив качество этой услуги в салоне самолета. Кроме того, очевидный (исходя из данных табл. 3) ресурс повышения качества обслуживания кроется в совершенствовании процедур онлайн бронирования и регистрации пассажиров.

Таблица 3

Высокоточные логические правила, обнаруженные в данных анкеты-опросника авиапассажиров [выполнено авторами]

№	Правило	Полнота	Точность
1	Если (не бизнес класс) **И** (Оценка Wi-Fi связи на борту) <= 3 **И** (Оценка онлайн-бронирования) <= 4 **И** (Оценка услуги по выписыванию посадочного талона онлайн) <= 3 То (Общая оценка нейтральная либо отрицательная)	0,538	0,986
2	Если (не бизнес класс) **И** (Оценка Wi-Fi связи на борту) <= 3 **И** (Оценка онлайн-бронирования) <= 3 **И** (Оценка обслуживания на борту во время полета) > 2 То (Общая оценка нейтральная либо отрицательная)	0,467	0,99
3	Если (личное путешествие) И (Оценка Wi-Fi связи на борту) <= 3 То (Общая оценка нейтральная либо отрицательная)	0,431	1
4	Если (личное путешествие) И (Оценка онлайн-бронирования) <= 3 То (Общая оценка нейтральная либо отрицательная)	0,402	0,992
5	Если (личное путешествие) И (Оценка Wi-Fi связи на борту) <= 4 **И** (Оценка онлайн-бронирования) <= 4 **И** (Оценка услуги по выписыванию посадочного талона онлайн) <= 3 **И** (Оценка дополнительного удобства для ног) > 0 То (Общая оценка нейтральная либо отрицательная)	0,357	0,989
6	Если (Оценка Wi-Fi связи на борту) <= 2 **И** (Оценка расположения выходов на посадку) > 2 То (Общая оценка нейтральная либо отрицательная)	0,357	0,987
7	Если (возраст) <= 35 **И** (не бизнес класс) **И** (Оценка Wi-Fi связи на борту) <= 3 То (Общая оценка нейтральная либо отрицательная)	0,315	0,994
8	Если (Оценка Wi-Fi связи на борту) <= 3 **И** (оценка задержки отправления/прибытия) > 3 **И** (Оценка онлайн-бронирования) <= 3 **И** (Оценка обслуживания на борту во время полета) > 2 То (Общая оценка нейтральная либо отрицательная)	0,267	0,991
9	Если (Оценка Wi-Fi связи на борту) <= 2 **И** (Оценка онлайн-бронирования) <= 2 **И** (Оценка расположения выходов на посадку)> 2 То (Общая оценка нейтральная либо отрицательная)	0,263	0,996

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

1. Методы машинного обучения позволяют получать модели, связывающие общие характеристики авиарейсов, характеристики пассажиров и их оценки различных частных услуг с общей удовлетворенностью пассажиров авиарейсом.

2. Наилучшие по точности модели были построены с помощью алгоритмов «случайный лес» (погрешность на тестовой выборке – 3,9 %) и нейросетевого подхода (погрешность на тестовой выборке – 3,7 %). Вместе с тем, указанные алгоритмы не позволяют явным образом выделить факторы, характерные для пассажиров, которые либо отрицательно, либо нейтрально оценивают услуги авиакомпании в целом.

3. Точные логические правила, обладающие достаточной высокой полнотой – паттерны пассажиров, которые либо отрицательно, либо нейтрально оценивают услуги авиакомпании в целом – удалось выявить в данных с помощью алгоритма на основе метода «структурного резонанса» в многомерных данных SRMD.

4. В рассмотренном случае из выявленных паттернов следует частный вывод, что авиакомпания может существенно повысить удовлетворенность пассажиров, увеличив качество услуги Wi-Fi в салоне самолета. Кроме того, значительный ресурс повышения качества обслуживания авиапассажиров кроется в совершенствовании процедур онлайн бронирования и регистрации.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Dike, S. E., Davis, Z., Abrahams, A., Anjomshoae, A., Ractham, P. Evaluation of passengers' expectations and satisfaction in the airline industry: an empirical performance analysis of online reviews. Benchmarking: An International Journal, 2024, Vol. 31, Iss. 2, pp. 611–639. DOI: 10.1108/BIJ-09-2021-0563.

2. Fodness, D., Murray, B. Passengers' expectations of airport service quality. Journal of Services Marketing, 2007, Vol. 21, Iss. 7, pp. 492–506. DOI: 10.1108/08876040710824852.

3. Ban, H.-J., Kim, H.-S. Understanding Customer Experience and Satisfaction through Airline Passengers' Online Review. Sustainability, 2019, Vol. 11 (15), pp. 1–17. DOI: 10.3390/su11154066.

4. Awadh, M. Assessing the Quality of Sustainable Airline Services Utilizing the Multicriteria Decision-Making Approach. Sustainability, 2023, Vol. 15 (9), pp. 1–19. DOI: 10.3390/su15097044.

5. Namukasa, J. The influence of airline service quality on passenger satisfaction and loyalty: the case of Uganda airline industry. The TQM Journal, 2013, Vol. 25, Iss. 5, pp. 520–532. DOI: 10.1108/TQM-11-2012-0092.

6. Tahanisaz, S., Shokuhyar, S. Evaluation of passenger satisfaction with service quality: A consecutive method applied to the airline industry. Journal of Air Transport Management, 2020, Vol. 83, pp. 101764. DOI: 10.1016/j.jairtraman.2020.101764.

7. Tsaur, S.-H., Chang, T.-Y., Yen, C.-H. The evaluation of airline service quality by fuzzy MCDM. Tourism Management, 2002, Vol. 23 (2), pp. 107–115. DOI: 10.1016/S0261-5177(01)00050-4.

8. Айриев Р. С., Кудряшов М. А. Показатели качества транспортного обслуживания населения // Мир транспорта. – 2018. – Том 16. – № 4 (77). – С. 140–149. DOI: https://doi.org/10.30932/1992-3252-2018-16-4-11.

9. Матанцева О. Ю., Аредова А. К., Щеголева И. В. Исследование влияния факторов на качество обслуживания пассажиров и эффективность использования подвижного состава // Мир транспорта. – 2022. – Том 20. – № 4 (101). – С. 98–104. DOI: https://doi.org/10.30932/1992-3252-2022-20-4-8.

10. Соколов Ю. И. Клиенты сами оценивают качество их обслуживания // Мир транспорта. – 2015. – Том 13. – № 4 (59). – С. 100–109. [Электронный ресурс]: https://mirtr.elpub.ru/jour/article/view/490/761. Доступ 07.01.2024.

11. Дюк В. А. Логические методы машинного обучения (инструментальные средства и практические примеры). – СПб.: Издательско-полиграфическая ассоциация высших учебных заведений. – 2020. – 248 с. ISBN 978-5-91155-087-5.

12. Frank, E., Hall, M. A., Witten, I. H. The WEKA Workbench. Online Appendix for «Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques», Morgan Kaufmann, Fourth Edition, 2016. [Электронный ресурс]: https://www.scirp.org/reference/referencespapers?referenceid=2477648. Доступ 07.01.2024.

13. Platt, C. Sequential Minimal Optimization: A Fast Algorithm for Training Support Vector Machines. In: Advances in Kernel Methods – Support Vector Learning. Ed. by B. Schölkopf and C. J. C. Burges and A. J. Smola. Cambridge, MA, MIT Press, 1999, pp. 185–208. [Электронный ресурс]: https://www.researchgate.net/publication/2624239_Sequential_Minimal_Optimization_A_Fast_Algorithm_for_Training_Support_Vector_Machines. Доступ 07.01.2024.

14. Quinlan, J. R. C4.5 Programs for Machine Learning, San Mateo, CA, Morgan Kaufmann, 1992, 302 p. ISBN 978-1558602380.

15. Дюк В. А., Малыгин И. Г. Сравнение алгоритмов распознавания типов транспортных средств по параметрам их силуэтов // Морские интеллектуальные технологии. – 2018. – Т. 4. – № 4 (42). – С. 197–201. EDN: YXSDNR.

16. Дюк В. А., Малыгин И. Г. Сравнительное исследование алгоритмов машинного обучения в задаче прогнозирования динамики велошеринга // Транспорт: наука, техника, управление. Научный информационный сборник. – 2023. – № 6. – С. 40–45. EDN: BVMMSV. ●

Информация об авторах:

Дюк Вячеслав Анатольевич *– доктор технических наук, главный научный сотрудник лаборатории интеллектуальных транспортных систем Института проблем транспорта им. Н. С. Соломенко Российской академии наук (ИПТ РАН), Санкт-Петербург, Россия, v_duke@mail.ru.*

Малыгин Игорь Геннадьевич *– доктор технических наук, профессор, директор Института проблем транспорта им. Н. С. Соломенко Российской академии наук (ИПТ РАН), Санкт-Петербург, Россия, malygin_com@mail.ru.*

Статья поступила в редакцию 01.02.2024, одобрена после рецензирования 28.02.2024, принята к публикации 15.03.2024.