

СРАВНЕНИЕ МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ ДЛЯ КЛАССИФИКАЦИИ ШУМОВ ГОРОДСКОЙ СРЕДЫ

Д. А. Кузин, Л. Г. Стаценко,
М. М. Смирнова, С. В. Брылина

*ФГАОУ ВО «Дальневосточный федеральный университет»,
Владивосток, Россия*

Ключевые слова: городская среда; классификация шумов; машинное обучение; спектральный анализ; шумы.

Аннотация: Современная городская среда постоянно развивается и изменяется. С ростом городов увеличивается и уровень шума, который может оказывать негативное влияние на здоровье жителей. Важность определения и контроля шума городской среды становится все более актуальной задачей для городских властей, а также для ученых и инженеров, занимающихся вопросами экологии и охраны окружающей среды. Приведен сравнительный анализ методов машинного обучения, включающих и нейронную сеть для автоматизации решения задачи классификации шумов, присутствующих в городе. Даны описания спектральных признаков шумов, на основе которых реализованные модели принимают решения о классе шума.

Введение

Анализ, мониторинг и контроль шума в городской среде являются важными составляющими для поддержания комфортного и здорового окружения людей [1]. Чрезмерный шум в городе может негативно влиять на их физическое и психическое здоровье. Постоянный мониторинг шума позволит городским службам своевременно принимать меры по снижению его уровня, что в свою очередь улучшит качество жизни горожан [2]. Одним из перспективных подходов к решению проблемы определения и классификации источника шума в городской среде является применение методов машинного обучения [3]. Использование обученных с помощью

Кузин Денис Александрович – кандидат технических наук, доцент департамента электроники, телекоммуникации и приборостроения, e-mail: kuzin_da@dvfu.ru; Стаценко Любовь Григорьевна – доктор физико-математических наук, профессор департамента электроники, телекоммуникации и приборостроения; Смирнова Мария Михайловна – старший преподаватель департамента электроники, телекоммуникации и приборостроения; Брылина Светлана Владимировна – заведующий лабораторией департамента электроники, телекоммуникации и приборостроения, ФГАОУ ВО «Дальневосточный федеральный университет», Владивосток, Россия.

таких методов моделей позволит автоматизировать процесс обнаружения и анализа шумов, а в дальнейшем упростит работу специалистов и улучшит качество мониторинга.

Записи шумов городской среды

Существуют открытые источники с наборами акустических записей шумов, присутствующих в городской среде [4, 5]. В работе использовался один из самых больших наборов данных Urban Sounds 8k, состоящий из размеченных звуковых файлов формата .wav. Обучение и тестирование моделей производилось на шумах кондиционеров, строительных работ, двигателей автомобилей, гудков автомобилей, сирен автомобилей городских служб. В каждом классе использовали 100 записей (итого 500 записей для пяти исследуемых классов) с частотой дискретизации 44 100 Гц, разрядностью 16 бит, длительностью от 1 до 4 с. Общий размер данных составил 362 МБ, дисбаланс классов отсутствует.

Используемые признаки шумов

Предлагаемые модели машинного обучения при обучении и принятии решения о классе объекта используют спектральные признаки акустических шумов. Существует несколько подходов к анализу акустического шума: вычисление признаков и представление их в численном виде, а также вычисление спектра и представление его в виде изображения с последующим анализом моделями машинного обучения, которые могут работать с изображениями. Второй подход в работе рассматриваться не будет, так как требует больше вычислительных ресурсов и объема памяти для хранения шумов, представленных в виде изображений спектрограмм. В качестве признаков использовались гамматон-частотные и мел-частотные кепстральные коэффициенты, хромограмма. Данные признаки широко используются исследователями для решения задачи классификации различных акустических звуков и шумов [6 – 8]. Вычисление всех признаков из всего набора записей шумов в формате .wav занимает 27,67 с на ноутбуке с процессором AppleM1 и 8 ГБ оперативной памяти.

Модели машинного обучения

В исследовании обучили и протестировали четыре модели машинного обучения, которые хорошо себя зарекомендовали при решении технических задач классификации акустических данных. Алгоритмы обучения и тестирования всех моделей реализованы на языке программирования Python, а в качестве основной библиотеки машинного обучения использовалась scikit-learn. Проанализированы результаты предсказания следующих моделей: случайного леса [9], k -ближайших соседей [10], опорных векторов [10], многослойного персептрона (искусственная нейронная сеть) [11]. Каждая модель обучалась на 80 % от общего набора данных и проверялась на 20 %. Использовали метод кросс-валидации (перекрестной проверки) с десятью итерациями для оценки качества работы моделей.

Сравнение точности классификации шумов реализованными моделями машинного обучения

При использовании пятнадцати мел-частотных кепстральных коэффициентов в качестве признаков получили результаты предсказания моделей, которые демонстрируют преимущество в 1,5 % модели случайного леса перед моделью многослойного перцептрона и преимущество в 2 % перед моделью опорных векторов (рис. 1, а). Модель k -ближайших соседей показывает точность 91,10 %, что является самым низким результатом среди всех моделей.

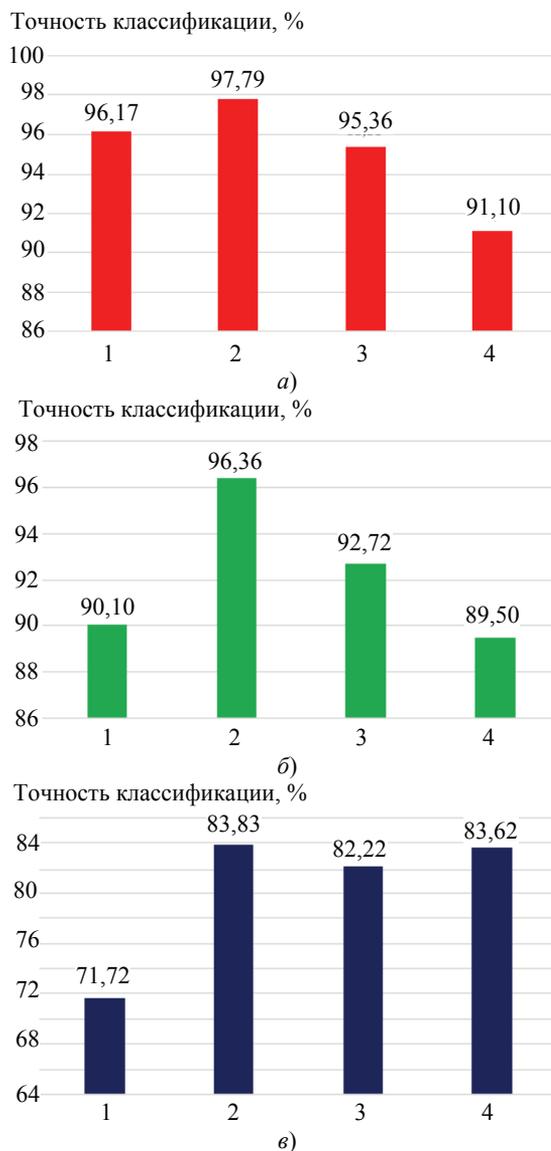


Рис. 1. Сравнения моделей при использовании мел-частотных (а) и гамма-частотных (б) кепстральных коэффициентов, хромаграммы (в):

1 – многослойного перцептрона; 2 – случайного леса; 3 – опорных векторов;
4 – k -ближайших соседей

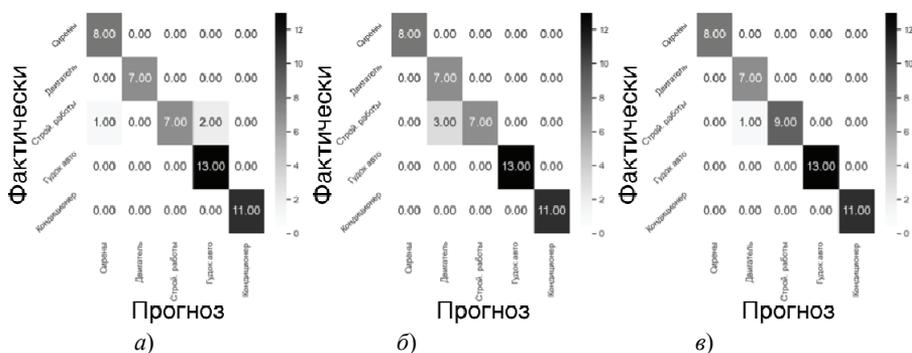


Рис. 2. Матрицы ошибок трех моделей машинного обучения при использовании мел-частотных кепстральных коэффициентов: а – k -ближайших соседей; б – опорных векторов; в – случайного леса

Если анализировать результаты моделей, представленные в виде матриц ошибок, то можно увидеть, что все модели в основном ошибаются, включая в классификацию шумов строительных работ шумы сирены специальных служб и гудки автомобилей (рис. 2).

Больше всего времени на обучение и предсказание необходимо модели многослойного перцептрона. Обучение и перекрестная проверка при 10 итерациях занимает 5,27 с, при этом затраты времени для других моделей составляют от 0,17 до 0,50 с.

При использовании гамматон-частотных кепстральных коэффициентов в качестве признаков шумов (см. рис. 1, б), средняя точность предсказания всех четырех моделей ниже, чем при использовании мел-частотных коэффициентов.

Если использовать 12 составляющих хромаграммы в качестве признаков для моделей, то получим еще более низкую точность предсказания всеми моделями машинного обучения (см. рис. 1, в).

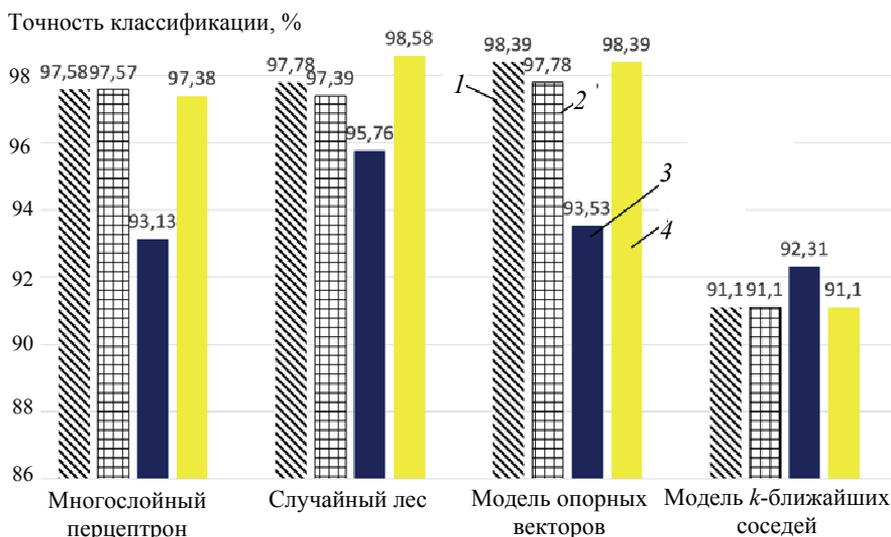


Рис. 3. Сравнение точности классификации шумов при использовании комбинаций признаков: 1 – 15 MFCC + 15 GFCC + 12 Chroma; 2 – 15 MFCC + 12 Chroma; 3 – 15 GFCC + 12 Chroma; 4 – 15 MFCC + 15 GFCC

Использование комбинаций признаков зачастую позволяет добиться лучших результатов точности предсказания. В данной работе также удалось получить большую точность классификации шумов городской среды при использовании набора признаков, состоящего из 15 мел-частотных и 15 гамматон-частотных кепстральных коэффициентов. Использование других сочетаний признаков показывали точность, схожую с точностью при использовании отдельных признаков или даже более низкую точность, чем демонстрировали модели, использующие отдельные признаки (рис. 3).

Заключение

Современные методы классификации шумов городской среды, реализованные на основе моделей машинного обучения, позволяют автоматически с высокой скоростью и точностью определять класс источника шума. Модели машинного обучения способны обрабатывать большие объемы данных, в том числе в режиме реального времени, что актуально в городе из-за присутствующего большого числа разнообразных источников шума. В результате проведенного анализа наивысшую точность классификации и стабильность продемонстрировала модель случайного леса (98,58 %). Наилучших результатов точности удалось достичь, используя вектор признаков, состоящий из 15 мел-частотных и 15 гамматон-частотных кепстральных коэффициентов.

Работа выполнена в рамках государственного задания Минобрнауки России в сфере научной деятельности по проекту № FZNS-2023-0008.

Список литературы

1. Городничев, С. С. Мониторинг состояния акустической среды городской территории / С. С. Городничев, К. В. Левшина, В. В. Васильева // Современные автомобильные материалы и технологии (САМИТ – 2019) : сб. ст. XI Междунар. науч.-техн. конф., Курск, 25 окт. 2019 г. – Курск, 2019. – С. 58 – 62.
2. Интеллектуальный анализ звукового ландшафта городской территории / Н. М. Рашевский, Д. С. Парыгин, К. Р. Назаров, И. С. Сеницын, В. А. Феклистов // Социология города. – 2023. – № 1. – С. 125 – 139. doi: 10.35211/19943520_2023_1_125
3. Дятлов, К. А. Использование нейросетей для оценки качества городского шума / К. А. Дятлов, И. С. Сеницын // XXVII Регион. конф. молодых ученых и исследователей Волгоградской области : сб. материалов конф., Волгоград, 02 – 15 ноября 2022 г. – Волгоград, 2022. – С. 448 – 449.
4. Piczak, K. J. ESC: Dataset for Environmental Sound Classification / K. J. Piczak // Proceedings of the 23rd ACM International Conference on Multimedia. – 2015. – P. 1015 – 1018. doi: 10.1145/2733373.2806390
5. Salamon, J. A Dataset and Taxonomy for Urban Sound Research / J. Salamon, C. Jacoby, J. P. Bello // Proceedings of the 22nd ACM International Conference on Multimedia. – Orlando, USA, 2014. – P. 1041 – 1044. doi: 10.1145/2647868.2655045
6. Применение методов машинного обучения для классификации акустических сигналов по спектральным характеристикам / Д. А. Кузин, Л. Г. Стаценко, П. Н. Анисимов, М. М. Смирнова // Известия СПбГЭТУ ЛЭТИ. – 2021. – № 3. – С. 48 – 54.

7. Passive Acoustic Monitoring as a Tool to Investigate the Spatial Distribution of Invasive Alien Species / J. W. Ribeiro Jr, K. Harmon, G. A. Leite [et al.] // *Remote Sensing*. – 2022. – Vol. 14, No. 14. – P. 4565. doi: 10.3390/rs14184565

8. Kumar, L. K. COVID-19 Disease Diagnosis with Light-Weight CNN Using Modified MFCC and Enhanced GFCC from Human Respiratory Sounds / L. K. Kumar, P. J. A. Alphonse // *European Physical Journal Special Topics*. – 2022. – Vol. 231, No. 18-20. – P. 3329 – 3346. doi: 10.1140/epjs/s11734-022-00432-w

9. Чистяков, С. П. Случайные леса: обзор / С. П. Чистяков // *Труды Карельского научного центра Российской академии наук*. – 2013. – № 1. – С. 117 – 136.

10. Демидова, Л. А. Классификация данных на основе SVM-алгоритма и алгоритма k -ближайших соседей / Л. А. Демидова, Ю. С. Соколова // *Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета*. – 2017. – № 62. – С. 119 – 132. doi: 10.21667/1995-4565-2017-62-4-119-132

11. Марченко, Б. И. Нейронные сети в задачах аналитического обеспечения систем социально-гигиенического и экологического мониторинга / Б. И. Марченко, Н. К. Плуготаренко, О. А. Семина // *Здоровье населения и среда обитания*. – 2021. – № 11 – С. 23 – 30.

References

1. Gorodnichev S. S., Levshina K.V., Vasil'yeva V.V. *Sovremennyye avtomobil'nyye materialy i tekhnologii (SAMIT – 2019): sb. st. XI Mezhdunar. nauch.-tekhn. konf.* [Modern automotive materials and technologies (SAMIT - 2019): collection. art. XI International scientific-technical Conf.], Kursk, 25 Oct. 2019. Kursk, 2019, pp. 58-62. (In Russ., abstract in Eng.)

2. Rashevskiy N.M., Parygin D.S., Nazarov K.R., Sinitsyn I.S., Feklistov V.A. [Intellectual analysis of the sound landscape of an urban area], *Sotsiologiya goroda* [Sociology of the city], 2023. no. 1, pp. 125-139. doi: 10.35211/19943520_2023_1_125 (In Russ., abstract in Eng.)

3. Dyatlov K.A., Sinitsyn I.S. *XXVII Region. konf. molodykh uchenykh i issledovateley Volgogradskoy oblasti: sb. materialov konf.* [XXVII Region. conf. young scientists and researchers of the Volgograd region: collection. materials of the conference], Volgograd, 02-15 November 2022. Volgograd, 2022, pp. 448-449. (In Russ., abstract in Eng.)

4. Piczak K.J. ESC: Dataset for Environmental Sound Classification, *Proceedings of the 23rd ACM International Conference on Multimedia*, 2015, pp. 1015-1018. doi: 10.1145/2733373.2806390

5. Salamon J., Jacoby C., Bello J.P. A dataset and taxonomy for urban sound research, *Proceedings of the 22nd ACM International Conference on Multimedia*, Orlando, USA, 2014, pp. 1041-1044. doi: 10.1145/2647868.2655045

6. Kuzin D.A., Statsenko L.G., Anisimov P.N., Smirnova M.M. [Application of machine learning methods for classification of acoustic signals according to spectral characteristics], *Izvestiya SPbGETU LETI* [News of St. Petersburg State Electrotechnical University LETI], 2021, no. 3, pp. 48-54. (In Russ., abstract in Eng.)

7. Ribeiro Jr J.W., Harmon K., Leite G.A., de Melo T.N., LeBien J., Campos-Cerqueira M. Passive Acoustic Monitoring as a Tool to Investigate the Spatial Distribution of Invasive Alien Species, *Remote Sensing*, 2022, vol. 14, no. 14, pp. 4565. doi: 10.3390/rs14184565

8. Kumar L.K., Alphonse P.J.A. COVID-19 Disease Diagnosis with Light-Weight CNN Using Modified MFCC and Enhanced GFCC from Human Respiratory Sounds, *European Physical Journal Special Topics*, 2022, vol. 231, no. 18-20, pp. 3329-3346. doi: 10.1140/epjs/s11734-022-00432-w

9. Chistyakov S.P. [Random forests: a review], *Trudy Karelskogo nauchnogo tsentra Rossiyskoy akademii nauk* [Proceedings of the Karelian Scientific Center of the Russian Academy of Sciences], 2013, no. 1, pp. 117-136. (In Russ., abstract in Eng.)

10. Demidova L.A., Sokolova Yu.S. [Data classification based on the SVM algorithm and the k-nearest neighbors algorithm], *Vestnik Ryazanskogo gosudarstvennogo radiotekhnicheskogo universiteta* [Bulletin of the Ryazan State Radio Engineering University], 2017, no. 62, pp. 119. doi: 10.21667/1995-4565-2017-62-4-119-132 (In Russ., abstract in Eng.)

11. Marchenko B.I., Plugotarenko N.K., Semina O.A. [Neural networks in the problems of analytical support of social, hygienic and environmental monitoring systems], *Zdorov'ye naseleniya i sreda obitaniya* [Population health and habitat], 2021, no. 11, pp. 23-30. (In Russ., abstract in Eng.)

The Comparison of Machine Learning Methods for Urban Noise Classification

D. A. Kuzin, L. G. Statsenko, M. M. Smirnova, S. V. Brylina

Far Eastern Federal University, Vladivostok, Russia

Keywords: urban environment; noise classification; machine learning; spectral analysis; noise.

Abstract: The modern urban environment is constantly evolving and changing. With the constant growth of cities, the noise level also increases, which can have a negative impact on the health of residents. The importance of determining and controlling the noise of the urban environment is becoming an increasingly urgent task for city authorities, as well as for scientists and engineers dealing with environmental issues and environmental protection. The article presents a comparative analysis of machine learning models, including a neural network for automating the solution of the problem of noise classification present in the city, describes the spectral characteristics of noise, on the basis of which the implemented models make decisions about the noise class.

© Д. А. Кузин, Л. Г. Стаценко,
М. М. Смирнова, С. В. Брылина, 2024