

Нейросетевой подход в проблеме распознавания техногенных шумов

Оксана Копылова¹

¹ *Институт вычислительной математики и математической геофизики СО РАН, пр. акад. Лаврентьева, 6, 630090, Новосибирск, Россия*

Аннотация

Проблема геоэкологического мониторинга окружающих техногенных шумов в связи с их возрастающим воздействием на социальную среду приобретает все более высокую актуальность. Одной из важных составляющих этой проблемы является распознавание источников транспортных шумов в условиях реальной фоновой обстановки. Целью работы является разработка методов и алгоритмов распознавания движущихся транспортных средств, предназначенных для использования в интеллектуальных системах обнаружения и распознавания. В качестве источников рассматриваются различные виды железнодорожного, тяжелого колесного, гусеничного видов транспорта. Решение задачи основано на использовании сверточной нейронной сети с предварительной обработкой данных в спектральной области. Рассматриваются вопросы распознавания источников транспортных колебаний на фоне изменяющегося уровня внешних шумов и пространственного положения транспорта по отношению к пунктам регистрации колебаний. Приводятся результаты работы алгоритма распознавания на данных полевых экспериментов.

Ключевые слова

Транспортные вибрации, сейсмические колебания, техногенные шумы, распознавание транспортных средств, сверточная нейронная сеть, полевой эксперимент.

1. Введение

Проблема геоэкологического мониторинга окружающих техногенных шумов в связи с возрастающим шумовым загрязнением городов в условиях непрерывно растущей автомобилизации в мире связана с изучением воздействия техногенных шумов на окружающую социальную среду и, прежде всего, на человека. Особо остро стоит мониторинг на низких – инфранизких частотах, которые являются особо угрожающими для живых организмов [1], а также наиболее разрушительными для крупных сооружений (мостов, зданий, производственных помещений и т.д.). Последнее определяется тем, что в области инфранизких частот находятся собственные частоты колебаний сооружений [2, 3]. Одной из важных задач геоэкологического мониторинга является распознавание источников транспортных колебаний. В работе анализируются колебания от тяжелых видов транспорта – железнодорожного, тяжелого колесного и гусеничного. Такие колебания распространяются в виде сейсмических в земле и акустических в атмосфере.

Решение задачи распознавания движущихся транспортных средств по записям сейсмических сигналов может быть построено на сравнении значений информативных признаков регистрируемых колебаний от различных источников с их эталонами, полученными статистическими методами на этапе предварительного обучения. [4, 5]. В работе [6] распознавание объектов транспортных средств проводилось с помощью вероятностной

5th International Workshop on Information, Computation, and Control Systems for Distributed Environments (ICCS-DE 2023), July 03–07, 2023, Irkutsk, Russia

EMAIL: oksana@opg.sccc.ru (A. 1)



© 2023 Copyright for this paper by its authors. Use permitted under Creative Commons License Attribution 4.0 International (CC BY 4.0).

ICCS-DE 2023 Workshop Proceedings

нейронной сети. В работе [7] предлагалось использовать трехслойную нейронную сеть прямого распространения и метод k -ближайших соседей. В работе [8] использовался метод опорных векторов. В работе [9] распознавание основывалось на сверточной нейронной сети.

Отличительная особенность настоящей работы увязывается с вопросами обнаружения и распознавания на предельных расстояниях, превосходящих известные в условиях воздействия внешних шумов. При этом алгоритмы и программы ориентированы на обработку данных в режиме реального времени.

2. Постановка задачи распознавания

В качестве критерия распознавания используется процент правильно распознанных объектов из заданного набора классов. В общем случае критерий качества определяется следующим образом:

$$P=(F, N, A) \quad (1)$$

где P вероятность правильного распознавания, F – вектор признаков, N – составляющая внешнего шума, A – алгоритм распознавания.

Вектор признаков F формируется из функции регистрируемого волнового поля от транспортных источников. Она описывается суммой квазигармонических функций с переменными параметрами и широкополосной шумовой составляющей, отражающей взаимодействие источника со средой в процессе его движения, а также внешнего мешающего шума. Модель такого колебания описывается функцией

$$x_k(t_i) = A_x(k)h_k L \left[\cos(\omega_0(t_i - \Delta t_k) + \varphi_x(k)) + n_k(t_i) \right] \quad (2)$$

где ω_0 – преобладающая в спектре колебаний частота вращения двигателя; $\varphi_x(k)$ – фаза ее в k -ой точке регистрации, t_i меняется в пределах от t_{oi} до $t_{oi} + T$, где T – длительность сигнала, а t_{oi} соответствует моменту появления полезного колебания, $n_k(t)$ – широкополосная шумовая составляющая, отражающая взаимодействие источника со средой в процессе его движения и внешний шум; A_x – амплитуда колебания на k -ом датчике; h_k – чувствительность датчика; L – оператор фильтрации сигнала.

С учетом принятой модели колебания ставятся задачи анализа, обнаружения и распознавания источника.

2.1. Предобработка данных и выделение информативных признаков

Анализ смеси полезного колебания с шумом (2) распадается на два этапа: вычисление амплитудного спектра с целью выделения транспортных колебательных составляющих на фоне внешнего шума; вычисление спектрально-временной функции с целью изучения динамики спектров транспортных колебаний на интервале времени T .

Решение задачи выделения информативных признаков осуществляется на основе использования оконного спектрального анализа Фурье для прослеживания динамики изменения спектра во времени:

$$F(k, l) = \sum_{n=0}^{N-1} S_l(t_n) \exp(-i \frac{2\pi nk}{N}), l = 1, \dots, L \quad (3)$$

Здесь L – количество секций длительностью $\Delta T = N \cdot \Delta t$ каждая, на которые разделяется искомый сигнал $S(t)$, Δt – интервал выборки дискретных значений сигнала.

Нормировка является необходимым этапом предобработки тренировочных и тестовых данных, подаваемых на вход алгоритма распознавания для формирования спектральных функций, инвариантных по расстоянию и уровню внешних шумов. Преобразование исходных данных результата спектрального анализа выполняется так, чтобы все амплитудные значения бинов (отсчетов) лежали в диапазоне $[0;1]$ по формуле: $x_i = x_i / \max(x)$, где x_i – i -ое значение бина спектральной функции, x – вектор значений бинов спектральной функции.

2.2. Методика проведения экспериментов

С целью исследования вопроса о выборе информативных параметров сейсмических и акустических колебаний от различного вида железнодорожного и автомобильного движущегося транспорта на шумных магистралях были проведены эксперименты с целью их записи. Также была выполнена запись таких колебаний от тяжелого колесного и гусеничного транспорта. Эксперименты проводились в утреннее, дневное, вечернее и ночное время суток в разные сезоны года. Полученные данные являются исходным материалом для предварительного анализа и выделения информативных признаков, а также обучения и тестирования нейронной сети. Ниже приведен пример нормированной спектрально-временной функции, полученной для грузового поезда (см. Рисунок 1).

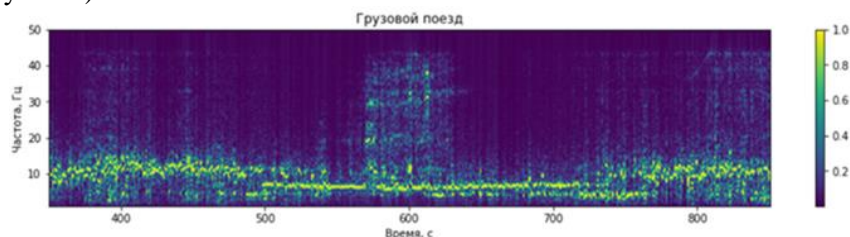


Рисунок 1: Нормированная СВФ записей сейсмических колебаний от движущегося грузового поезда на удалении 30 м от железнодорожного полотна

2.3. Нейросетевой алгоритм распознавания транспортных источников.

Набор исходных данных представляется в виде набора матриц с размером $M \times N$, где M – количество секунд в окне, в пределах которого осуществляется анализ, N – количество бинов спектральной функции.

Классы кодировались следующим образом: 0 – электропоезд, 1 – грузовой поезд, 2 – гусеничный транспорт, 3 –тяжелый колесный транспорт. Полученный набор данных был перемешан случайным образом и разделен на тренировочную и тестовую выборки в соотношении 3:1. Такое разделение обеспечивает достаточное количество экземпляров в обучающей и тестовой выборках для обучения модели и ее тестирования.

Структурная схема предлагаемой нейронной сети представлена на рисунке ниже (Рисунок 2 (а)). В качестве функции потерь использовалась категориальная кроссэнтропия, которая описывает, насколько близко предсказанное распределение к истинному. В качестве алгоритма оптимизации подбора весов и повышения скорости обучения используется оптимизатор «Adam» [10].

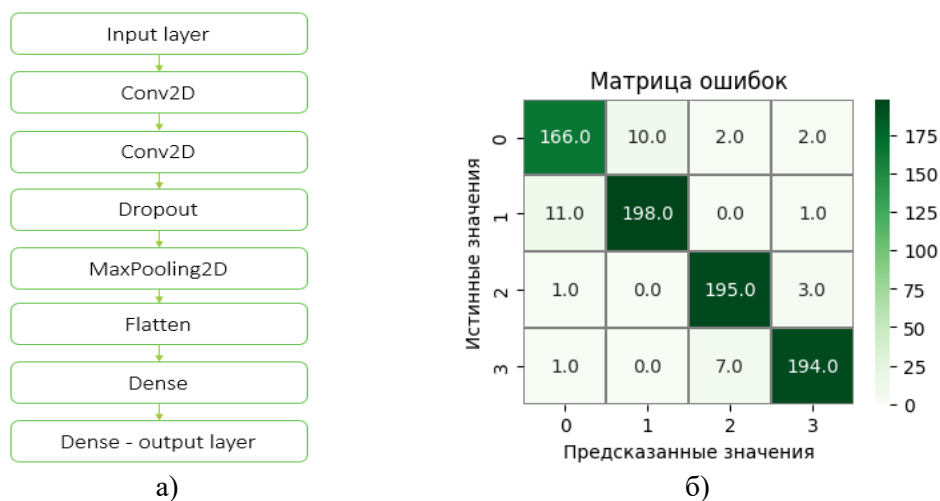


Рисунок 2: а) Структурная схема нейронной сети б) Матрица ошибок классификации

Проверка точности работы классификатора, обученного на тестовой выборке, производилась на данных, не участвовавших в процессе обучения нейронной сети, что обеспечивает оценку обобщающей способности модели к обучению и исключает влияние эффекта переобучения на значение показателя точности. Процент правильного распознавания рассчитывается как отношение числа правильно классифицированных образцов к числу всех образцов. На тестовой выборке такой показатель составил 95%. Ниже на рисунке (Рисунок 2 (б)) представлена матрица ошибок, показывающая распределение случаев правильного и ошибочного распознавания по классам.

3. Заключение

В работе предложен и реализован нейросетевой алгоритм распознавания транспортных объектов по сейсмическим колебаниям на основе сверточной нейронной сети. На группе из 4-х разнотипных транспортных объектов (электропоезд, грузовой поезд, тяжелый колесный и гусеничный виды транспорта) достигнут результат их правильного распознавания около 95%. Алгоритм работает на данных, полученных при различных дальностях движения транспорта, начиная от 700 метров и выше. Полученные при этом результаты одновременно по дальности обнаружения при той же точности распознавания превосходят ранее полученные другими авторами.

4. Благодарности

Работа выполнена в рамках госзадания FWNМ–2022–0004.

5. Литература

- [1] Васильев А.В. Анализ инфразвукового излучения в условиях территории жилой застройки городского округа Самара. Известия Самарского научного центра Российской академии наук, т. 22, № 5, 2020, с. 60-68.
- [2] Экспериментальная динамика сооружений. Мониторинг транспортной вибрации: Монография / Е.К. Борисов, С.Г. Алимов, А.Г. Усов и др. – Петропавловск-Камчатский: КамчатГТУ, 2007. – 128 с. ISBN 978–5–328–00160–1
- [3] Prediction of Ground Vibrations Induced by Urban Railway Traffic: An Analysis of the Coupling Assumptions Between Vehicle, Track, Soil, and Buildings. International Journal of Acoustics and Vibration, Vol. 18, No. 4, 2013, pp. 163-172
- [4] Левковская Т.В., Козлов Э.В., Мурашко Н.И. Обработка сейсмических сигналов в интеллектуальных системах пассивной локации. Информатика. 2010;(3(27)) с. 89-96.
- [5] Хайретдинов М.С., Авроров С.А. Обнаружение и распознавание взрывных источников. // Вестник НЯЦ РК. — 2012. — №12. — с.17–24.
- [6] Алямкин С.А. Классификация объектов в сейсмической системе обнаружения с учетом параметров их движения. Автореф... дис. кан. тех. наук. – Новосибирск.: 2014. – 21с.
- [7] P. Khunarsal, C. Lursinsap, and T. Raicharoen, 'Very short time environmental sound classification based on spectrogram pattern matching', Information Sciences, vol. 243, no. Complete, 2013, pp. 57–74, doi:10.1016/j.ins.2013.04.014.
- [8] Q. Zhou, X. Yao, C. Wang, J. Hu, P. Liu and J. Lin, "Adaptive Moving Ground-Target Detection Method Based on Seismic Signal," in IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, vol. 19, pp. 1-5, 2022, Art no. 2503705, doi: 10.1109/LGRS.2022.3153368.
- [9] Y. Wang, X. Cheng, X. Li, B. Li and X. Yuan, "Powerset Fusion Network for Target Classification in Unattended Ground Sensors," in IEEE Sensors Journal, vol. 21, no. 12, pp. 13466-13473, 15 June 2021, doi: 10.1109/JSEN.2021.3067648.
- [10] D. Kingma and J. Ba. Adam: A Method for Stochastic Optimization. In Proc. of the Int. Conf. on Learning Representations (ICLR), 2015.