

М. И. Супрунец,
*магистрант кафедры прикладной информатики и информационных технологий,
НИУ «БелГУ»*

АНАЛИЗ АКУСТИЧЕСКИХ ХАРАКТЕРИСТИК ДТП НА ОСНОВЕ МЕТОДОВ СТАТИСТИЧЕСКОЙ ОБРАБОТКИ АУДИОДАННЫХ

Аннотация. В статье представлены результаты статистического анализа акустических характеристик дорожно-транспортных происшествий (ДТП), выполненного на основе открытого набора аудиоданных IDMT Traffic Dataset. Извлечены энергетические, временные и спектральные признаки аудиосигналов, проведен описательный статистический анализ, проверка нормальности распределений, подбор теоретических законов распределения, корреляционный и логистический регрессионный анализ. Установлено, что аудиозаписи ДТП обладают высокой вариативностью, выраженной правосторонней асимметрией распределений и характеризуются резкими энергетическими всплесками. Построенная логистическая модель показала высокое качество разделения аварийных и неаварийных событий ($ROC-AUC = 0,965$). Полученные результаты могут использоваться при разработке интеллектуальных систем акустического мониторинга и автоматического обнаружения дорожно-транспортных происшествий.

Ключевые слова: дорожно-транспортные происшествия, аудиосигналы, акустический анализ, цифровая обработка сигналов, RMS-энергия, спектральный анализ, статистический анализ, логистическая регрессия, ROC-AUC, интеллектуальные транспортные системы.

Введение. Дорожно-транспортные происшествия остаются одной из наиболее острых проблем современной транспортной системы, оказывая прямое влияние на безопасность дорожного движения. Аварийные ситуации сопровождаются человеческими жертвами, материальным ущербом и ростом нагрузки на экстренные службы, что обуславливает потребность в методах автоматизированного обнаружения и анализа ДТП, повышающих оперативность реагирования и эффективность мониторинга дорожной обстановки.

В отличие от традиционных систем видеонаблюдения и дорожных датчиков, акустический анализ позволяет регистрировать события независимо от уровня освещенности, погодных условий и частичной визуальной недоступности объектов. Звуки ДТП обладают рядом характерных особенностей: резкими изменениями интенсивности сигнала, высокоэнергетическими импульсами, изменением спектральной структуры и выраженными переходными процессами. Анализ этих характеристик дает возможность выявлять закономерности, отличающие аварийные события от обычного дорожного шума.

Объектом исследования являются аудиозаписи дорожно-транспортных происшествий и обычного дорожного фона, предметом – статистические закономерности и акустические характеристики аудиосигналов, позволяющие различать эти классы событий. Цель работы состоит в проведении статистического анализа акустических признаков ДТП и выявлении характеристик, обеспечивающих разделение аварийных и неаварийных событий по аудиоданным. Эмпирической базой служит открытый набор IDMT Traffic Dataset, размещенный на платформе Kaggle [1], что обеспечивает воспроизводимость результатов и возможность дальнейшего расширения анализа.

Материалы и методы исследования. Обработка аудиоданных выполнялась средствами языка Python. Считывание аудиозаписей и извлечение акустических признаков осуществлялось с помощью библиотеки Librosa [2], статистические расчеты – с использованием библиотек NumPy [3], SciPy [4] и Pandas, визуализация результатов – средствами Matplotlib [5]. На этапе предварительной обработки проводилась проверка корректности файлов, исключение пустых и поврежденных записей, а также приведение сигналов к единой частоте дискретизации и длительности для обеспечения корректного сравнения.

Для каждой аудиозаписи рассчитывался набор энергетических, временных и спектральных признаков: RMS-энергия и ее динамические характеристики (разброс и максимальный скачок), коэффициент пересечения нуля (Zero Crossing Rate, ZCR), спектральный центр, ширина спектра, спектральный спад (rolloff), спектральная плоскостность, а также максимальная сила атаки сигнала. Дополнительно строились спектрограммы и MFCC-представления, описывающие изменение частотного состава сигнала во времени.

Методическую основу анализа составили: описательная статистика признаков (центральные тенденции, вариативность, асимметрия и эксцесс), анализ выбросов по Z-критерию, проверка нормальности по критерию Шапиро-Уилка, подбор теоретических распределений по информационному критерию Акаике (AIC) с последующей оценкой согласия по критериям Пирсона, Колмогорова, Романовского и Ястремского, корреляционный анализ, а также логистический регрессионный анализ для оценки информативности признаков при разделении классов.

Результаты и обсуждение. Результаты описательной статистики акустических признаков аудиозаписей ДТП приведены в таблице 1. Средняя длительность записей составила 1,83 с при максимуме свыше 10 с, средний спектральный центр около 2360 Гц, что указывает на значительную долю высокочастотных компонентов. Для большинства признаков характерны положительная асимметрия и повышенный эксцесс, а наибольшие значения коэффициента вариации, асимметрии и эксцесса наблюдаются у спектральной плоскостности и длительности записей. Это свидетельствует о высокой

неоднородности данных и наличии редких, но интенсивных акустических событий.

Таблица 1. Описательная статистика акустических признаков аудиозаписей ДТП

Признак	Среднее	Медиана	Ст. откл.	V, %	Асимм.	Эксцесс
Длительность, с	1,831	1,260	1,253	68,4	2,42	7,09
Средняя RMS-энергия	0,188	0,179	0,078	41,4	1,65	7,32
Максимальная RMS-энергия	0,342	0,326	0,122	35,7	1,15	2,62
Разброс RMS-энергии	0,075	0,069	0,039	51,6	1,05	1,43
Максимальный скачок RMS	0,075	0,068	0,039	51,3	1,39	2,79
Средний ZCR	0,050	0,043	0,035	69,7	1,91	7,23
Спектральный центр, Гц	2360,9	2213,0	935,0	39,6	0,82	1,61
Ширина спектра, Гц	2877,3	2910,8	679,7	23,6	-0,23	-0,51
Спектральный спад, Гц	4859,9	4605,9	2060,2	42,4	0,42	-0,45
Спектральная плоскостность	0,001	0,001	0,002	140,8	3,71	19,35
Максимальная сила атаки	7,566	7,154	3,086	40,8	1,27	4,42

Анализ выбросов по Z-критерию показал, что доля экстремальных значений для большинства признаков не превышает 3–4 % от объема выборки; наибольшее их число приходится на длительность аудио и спектральную плоскостность. Выбросы не исключались из выборки, поскольку отражают реальные особенности аварийных событий и представляют практический интерес для задач обнаружения ДТП.

Распределение RMS-энергии (рисунок 1) сосредоточено преимущественно в диапазоне 0,1–0,25 с модальными значениями около 0,18–0,20 и выраженным правосторонним хвостом. Превышение среднего над медианой подтверждает асимметричность распределения и присутствие небольшого числа особенно интенсивных сигналов.

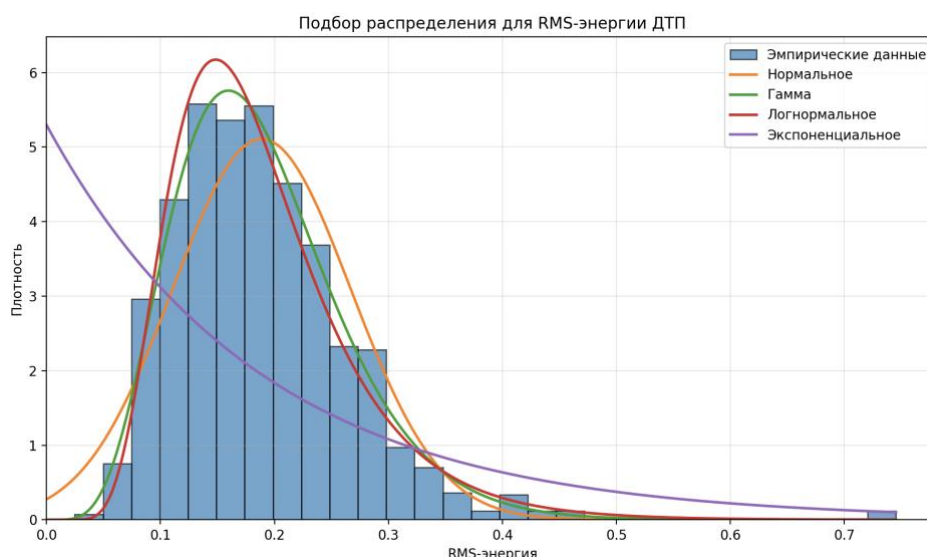


Рисунок 1. Распределение для RMS-энергии ДТП

Проверка по критерию Шапиро-Уилка для всех признаков дала $p\text{-value} < 0,05$, что отклоняет гипотезу о нормальности распределений. Подбор теоретических законов по критерию AIC показал, что RMS-энергия наилучшим образом описывается логнормальным распределением; распределение Гамма близко по качеству, тогда как нормальное и экспоненциальное законы существенно хуже отражают структуру данных. Дальнейшая проверка согласия (таблица 2) показала, что условию принятия гипотезы H_0 удовлетворяет лишь критерий Колмогорова, в то время как критерии Пирсона, Романовского и Ястремского превышают критические значения. Таким образом, логнормальная модель в целом адекватно описывает RMS-энергию, однако полного соответствия не достигается из-за высокой вариативности и наличия выбросов.

Таблица 2. Результаты проверки согласия логнормальной модели RMS-энергии

Критерий согласия	Наблюдаемое значение	Критическое значение	Результаты проверки H_0
Пирсона (χ^2)	35,76	18,31	отклоняется
Колмогорова (λ)	1,23	1,36	принимается
Романовского (R)	5,76	3,00	отклоняется
Ястремского (J)	25,13	16,54	отклоняется

Сравнительный корреляционный анализ выявил принципиальные различия в структуре взаимосвязей признаков для двух классов сигналов (таблица 3). Для аудиозаписей ДТП характерны сильные положительные связи внутри группы энергетических признаков (максимальная RMS-энергия, разброс и максимальный скачок RMS достигают значений 0,78–0,84) при относительно слабой связи энергетических и спектральных характеристик. Для дорожного фона, напротив, наблюдается высоко согласованная спектральная структура (корреляции спектрального центра, спада и ZCR достигают 0,92–0,99) и выраженные отрицательные связи между энергией и шириной спектра (до

–0,93). Это указывает на более стабильную и предсказуемую природу обычного дорожного шума и сложную, импульсную структуру аварийных сигналов.

Таблица 3. Сравнение корреляционной структуры признаков ДТП и дорожного фона

Характеристика взаимосвязей	Аудиозаписи ДТП	Дорожный фон
Связи энергетических признаков (RMS)	сильные положительные (0,78–0,84)	слабые и умеренные
Связи спектральных признаков	умеренные и сильные (0,72–0,97)	очень сильные (0,92–0,99)
Связь «энергия-спектр»	слабая, нелинейная	сильная отрицательная (до –0,93)
Импульсность (сила атаки)	положительная связь с энергией	выражена слабо
Общая структура зависимостей	неоднородная, сложная	стабильная, согласованная

Для оценки влияния акустических признаков на вероятность отнесения сигнала к классу ДТП был построен логистический регрессионный анализ, в который вошли максимальный скачок RMS, максимальная сила атаки, максимальная RMS-энергия, спектральная плоскостность, спектральный спад и средний ZCR. Качество модели оценивалось по ROC-кривой (рисунок 2). Площадь под кривой составила ROC-AUC = 0,965, что соответствует очень высокому качеству классификации. Наибольший вклад в разделение классов вносят признаки, описывающие резкие изменения интенсивности сигнала и его импульсные всплески.

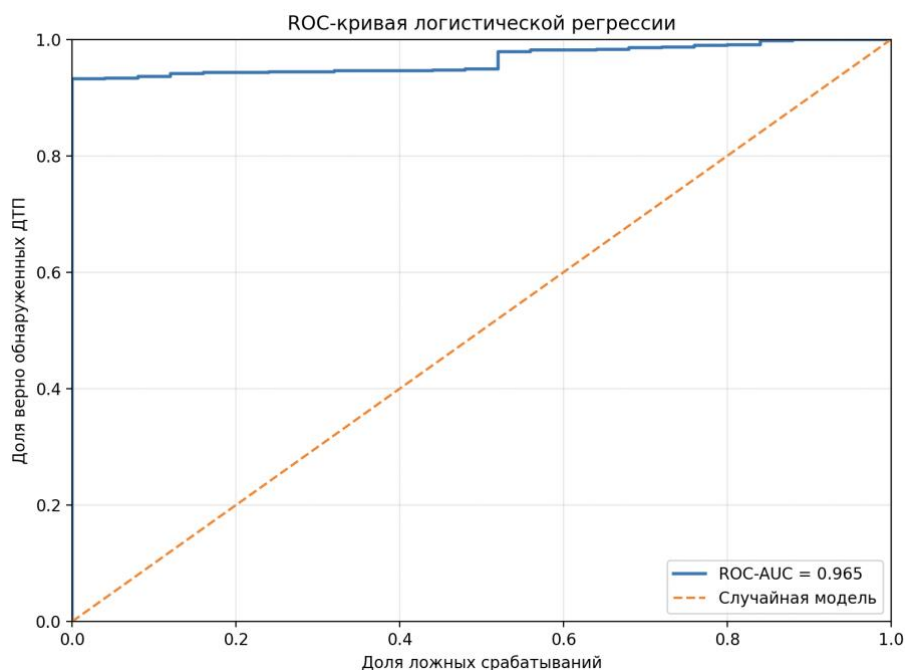


Рисунок 2. ROC-кривая логистической регрессии

Итоговое сравнение усредненных спектрограмм классов (рисунок 3) наглядно подтверждает выявленные различия. Аудиозаписи ДТП характеризуются выраженным кратковременным энергетическим всплеском в начальный момент времени с последующим быстрым затуханием сигнала, причем наиболее интенсивные изменения сосредоточены в низко- и среднечастотной областях. Дорожный фон отличается более равномерным распределением энергии во времени и отсутствием резких переходных процессов. Разностная спектрограмма дополнительно фиксирует области наибольших различий, прежде всего в начальных временных интервалах.

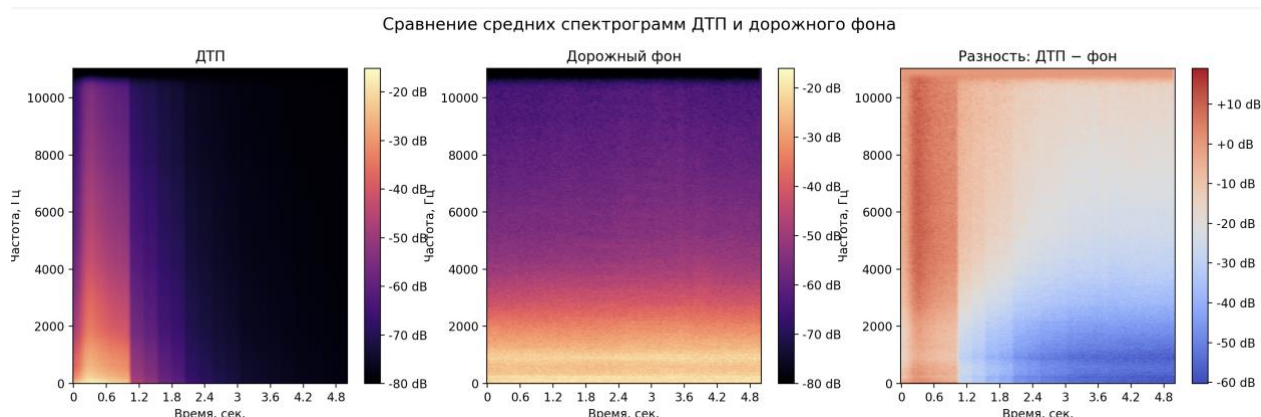


Рисунок 3. Сравнение средних спектрограмм ДТП и дорожного фона

Полученные результаты демонстрируют, что сочетание энергетических, временных и спектральных характеристик аудиосигналов позволяет эффективно различать аварийные и неаварийные дорожные события. Практическая значимость исследования заключается в возможности использования предложенного подхода при разработке интеллектуальных систем мониторинга дорожной обстановки и автоматического обнаружения дорожно-транспортных происшествий.

Заключение. В работе проведен комплексный статистический анализ акустических характеристик дорожно-транспортных происшествий на основе открытого набора IDMT Traffic Dataset. Результаты описательной статистики показали высокую вариативность и выраженную асимметрию распределений признаков, наиболее заметную для энергетических характеристик, связанных с резкими всплесками громкости и импульсными изменениями сигнала. Проверка нормальности и подбор распределений подтвердили, что акустические признаки не подчиняются нормальному закону, а RMS-энергия лучше описывается логнормальной моделью.

Корреляционный анализ выявил существенные различия в структуре взаимосвязей признаков ДТП и дорожного фона, а логистическая регрессия продемонстрировала высокое качество разделения классов ($\text{ROC-AUC} \approx 0,965$). Усредненные спектрограммы подтвердили наличие устойчивых акустических различий между аварийными и неаварийными событиями. Практическая значимость работы заключается в возможности применения предложенного подхода при создании интеллектуальных систем мониторинга дорожной

обстановки, акустических сенсорных комплексов и систем автоматического обнаружения ДТП в реальном времени.

Литература

1. IDMT Traffic Dataset [Электронный ресурс] // Kaggle. — URL: <https://www.kaggle.com/datasets/omkarmb/idmt-traffic-dataset> (дата обращения: 03.06.2026).
2. McFee, B. librosa: Audio and Music Signal Analysis in Python / B. McFee, C. Raffel, D. Liang [et al.] // Proceedings of the 14th Python in Science Conference (SciPy 2015). — 2015. — P. 18–25.
3. Harris, C. R. Array programming with NumPy / C. R. Harris, K. J. Millman, S. J. van der Walt [et al.] // Nature. — 2020. — Vol. 585. — P. 357–362.
4. Virtanen, P. SciPy 1.0: fundamental algorithms for scientific computing in Python / P. Virtanen, R. Gommers, T. E. Oliphant [et al.] // Nature Methods. — 2020. — Vol. 17. — P. 261–272.
5. Hunter, J. D. Matplotlib: A 2D Graphics Environment / J. D. Hunter // Computing in Science & Engineering. — 2007. — Vol. 9, № 3. — P. 90–95.