

АКУСТИЧЕСКИЙ МОДЕМ: КЛАССИФИКАЦИЯ ПОМЕХ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ СРЕДСТВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

Масколенко Г.А., студент

Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
г. Минск, Республика Беларусь

Лихачёв Д.С., – канд. тех. наук, доцент

Разработана система для автоматической классификации помех в подводных акустических каналах с использованием методов машинного обучения. Реализованы симуляция пяти типов помех (чистый сигнал, белый шум, судоходный, биологический, сейсмический), извлечение восьми спектральных признаков и обучение классификаторов Random Forest и SVM. Применены методы цифровой фильтрации для предпроцессинга сигналов. Получены зависимости точности классификации от типа помехи. Результаты подтверждают эффективность машинного обучения для автоматического определения типа помехи в акустических системах.

Целью настоящей работы является разработка и исследование модели классификации акустических помех с использованием методов машинного обучения. Система позволяет автоматически идентифицировать пять типов помех в подводных коммуникационных каналах при различных условиях сигнал-шум (SNR).

Модель принимаемого сигнала в дискретном виде описывается уравнением:

$$y[n] = s[n] + \vartheta_{type}[n] \quad (1)$$

где $s[n]$ – полезный сигнал, $\vartheta_{type}[n]$ – аддитивная помеха одного из пяти типов.

Для исследования создан синтетический датасет, содержащий 1000 акустических сигналов по 200 примеров на каждый класс помехи (табл. 1). Параметры генерации: частота дискретизации 1000 Гц, длительность сигнала 1 секунда.

Каждый класс помехи характеризуется определенной спектральной структурой:

- Чистый сигнал – модулированный сигнал с минимальным шумом (SNR > 20 дБ)
- Белый шум – гауссовский шум с равномерной спектральной плотностью
- Судоходный шум – низкочастотные импульсы на частоте 50 Гц
- Биологический шум – импульсивные сигналы, имитирующие щелчки морских животных
- Сейсмический шум – низкочастотные синусоидальные волны (5–25 Гц)

Таблица 1 – Состав синтетического датасета

Класс помехи	Кол-во примеров	Частотный диапазон, Гц
Чистый сигнал	200	1000–10000
Белый шум	200	0–500
Судоходный шум	200	50–500
Биологический шум	200	1000–50000
Сейсмический шум	200	5–25
ИТОГО	1000	

Для классификации используются два алгоритма машинного обучения:

1. Random Forest (РФ): ансамбль из 100 деревьев решений с критерием расщепления Джини. Глубина деревьев не ограничена (max_depth = None). Параметр min_samples_split = 2.
2. Support Vector Machine (SVM): метод опорных векторов с радиальным базисным функциональным (RBF) ядром. Параметр регуляризации C = 1.0, γ = 'scale', Методология оценки: Разделение данных: 80% для обучения (800 примеров), 20% для тестирования (200 примеров), Стратификация: сохранение пропорций классов в обоих наборах, Метрики качества: accuracy, precision, recall, F1-score, confusion matrix, Кросс-валидация: 5-fold CV для оценки обобщающей способности модели

Результаты классификации помех приведены в таблицах 3 – 4.

Таблица 3 – Общие результаты классификации помех

Модель	Точность (Accuracy)	Precision (macro)	Recall (macro)	F1-score (macro)
Random Forest	99.0%	0.990	0.990	0.990
SVM (RBF)	99.5%	0.995	0.995	0.995

Таблица 4 – Результаты классификации по классам помех (модель SVM RBF)

Класс помехи	Precision	Recall	F1-score	Поддержка(тесты)
Чистый сигнал	1.000	1.000	1.000	40
Белый шум	0.976	1.000	0.988	40
Судоходный	1.000	1.000	1.000	40
Биологический	1.000	0.975	0.987	40
Сейсмический	1.000	1.000	1.000	40
Взвешенное среднее	0.995	0.995	0.995	200

Анализ результатов показывает, что SVM с RBF ядром обеспечивает лучшую точность классификации (99.5%) по сравнению с Random Forest (99.0%). Высокие значения recall (≥ 0.975) для всех классов свидетельствуют о хорошей способности модели выявлять образцы каждого класса без существенных пропусков.

Достигнутая точность классификации демонстрирует высокую эффективность предложенного подхода. Преимущество SVM над Random Forest объясняется лучшим поиском нелинейных границ между классами в многомерном пространстве признаков. RBF ядро эффективно работает с перекрывающимися классами (например, белый шум и биологический шум имеют пересекающиеся спектральные характеристики).

Ограничения текущего исследования: датасет синтетический; требуется валидация на реальных акустических записях, обучение проводилось на данных одного частотного диапазона (1000 Гц); обобщение на другие частоты требует переобучения, система требует переобучения при значительном изменении условий окружающей среды.

Список использованных источников:

1. Scikit-learn: Machine Learning in Python / F. Pedregosa [et al.] // *Journal of Machine Learning Research*. – 2011. – Vol. 12. – P. 2825–2830.
2. Random Forests / L. Breiman // *Machine Learning*. – 2001. – Vol. 45, № 1. – P. 5–32.
3. A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition / C. J. C. Burges // *Data Mining and Knowledge Discovery*. – 1998. – Vol. 2, № 2. – P. 121–167.
4. Machine Learning Applications in Ocean Acoustics / M. J. Buckingham // *IEEE Journal of Oceanic Engineering*. – 2005. – Vol. 30, № 2. – P. 271–290.
5. ГОСТ 7.32-2001. Межгосударственная система по информации, библиотечному и издательскому делу. Отчет о научно-исследовательской работе. Структура и правила оформления. – Введ. 2001-07-01. – М. : ИПК Издательство стандартов, 2001. – 28 с.