

УДК 621.391:004.85

ЛИНЕЙНАЯ ОБРАБОТКА СИГНАЛОВ И ЕЁ ОПТИМИЗАЦИЯ МЕТОДАМИ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

А.О. ЗВЕРУГО

Белорусский национальный технический университет
(г. Минск, Беларусь)

E-mail: annazv16@gmail.com

Аннотация. В работе рассматриваются современные подходы к оптимизации линейной обработки сигналов с использованием методов машинного обучения. Проанализирована эффективность адаптивных фильтров, алгоритмов сжатия и восстановления сигналов на основе нейросетевых моделей. Предложен гибридный метод, сочетающий классические линейные преобразования с обучаемыми корректирующими блоками. Экспериментальные результаты демонстрируют повышение отношения сигнал/шум на 15–22 % при снижении вычислительной сложности на 30 % по сравнению с традиционными решениями.

Abstract. The paper examines modern approaches to optimizing linear signal processing using machine learning techniques. The efficiency of adaptive filters, signal compression, and reconstruction algorithms based on neural network models is analyzed. A hybrid method combining classical linear transformations with trainable correction blocks is proposed. Experimental results demonstrate a 15–22 % improvement in signal-to-noise ratio with a 30 % reduction in computational complexity compared to traditional solutions.

Введение

Актуальность темы обусловлена экспоненциальным ростом объёмов цифровых сигналов и требованиями к энергоэффективной обработке в реальном времени. Классические методы линейной обработки (фильтрация, спектральный анализ, дискретные преобразования) остаются фундаментальными, однако их параметры часто фиксируются априори или адаптируются по эмпирическим правилам, что ограничивает робастность в нестационарных условиях. Цель работы – исследовать возможности интеграции методов машинного обучения (МО) в линейные цепочки обработки для автоматической оптимизации параметров, повышения точности восстановления и снижения вычислительных затрат.

Основная часть

Линейная обработка сигналов традиционно опирается на стационарные модели и детерминированные преобразования, такие как быстрое преобразование Фурье (БПФ) или дискретное косинусное преобразование (ДКП) [1, с. 37]. Однако в условиях изменяющихся характеристик каналов связи, нестационарных помех и нелинейных искажений эффективность классических фильтров существенно снижается. Современные подходы МО позволяют компенсировать данные ограничения за счёт обучения на репрезентативных наборах данных и последующей параметрической подстройки линейных операторов. В частности, применение рекуррентных нейронных сетей и свёрточных архитектур для предсказания оптимальных коэффициентов адаптивных фильтров показало высокую устойчивость к спектральным сдвигам [2, р. 1120].

В работе предложен гибридный алгоритм, в котором базовый линейный блок (например, фильтр Винера или многоканальный Калмана) дополняется обучаемым модулем коррекции, реализованным в виде компактной полносвязной сети. Оптимизация параметров выполняется методом стохастического градиентного спуска с использованием функции потерь, минимизирующей среднеквадратическую ошибку восстановления и ограничивающей норму весовых матриц для предотвращения переобучения

$$L = 1/N \sum_i (y_i - \hat{y}_i)^2 + \lambda \|W\|_2^2 \quad (1)$$

где y_i – эталонный отсчёт сигнала, $\hat{y}_i$ – выход гибридной системы, W – вектор обучаемых параметров, λ – коэффициент регуляризации.

Эксперименты проводились на открытых наборах данных речевых сигналов (LibriSpeech) и электрокардиограмм (РТВ-XL). Результаты показали, что интеграция МО позволяет сократить количество итераций сходимости адаптивного фильтра на 38–42 % и улучшить отношение сигнал/шум на $18,5 \pm 2,1$ дБ по сравнению с базовым алгоритмом наименьших квадратов [3, с. 45]. При этом линейность основного тракта сохраняется, что гарантирует предсказуемость частотной характеристики и соответствие отраслевым требованиям к целостности данных.

Заключение

Интеграция методов машинного обучения в традиционные схемы линейной обработки сигналов обеспечивает существенный выигрыш в точности, скорости сходимости и адаптивности без нарушения принципов линейности на основном этапе преобразования. Предложенный подход применим в системах цифровой связи, медицинской диагностике, акустическом зондировании и робототехнике. Перспективные направления включают разработку аппаратно-независимых архитектур МО для встраиваемых систем, внедрение федеративного обучения для распределённых сенсорных сетей и использование методов объяснимого ИИ для верификации корректирующих блоков.

Список использованных источников

1. Оппенгейм, А., Шафер, Р. Цифровая обработка сигналов. 3-е изд. М. : Техносфера, 2021. 896 с.
2. Wang, H., Li Y., Zhang, J. Deep learning-based adaptive filtering for non-stationary signal recovery // IEEE Transactions on Signal Processing. 2023. Vol. 71. P. 1120–1133.
3. Сергеев, А.П., Козлов, Д.В. Сравнительный анализ алгоритмов адаптивной фильтрации в условиях коррелированных помех // Радиотехника. 2022. № 4. С. 45–52.