

Исследование сверточного автоэнкодера для подавления шума в сигнале ЭКГ

Роман Косенко

Санкт-Петербургский
государственный
электротехнический
университет «ЛЭТИ»
им. В.И. Ульянова (Ленина)

rdkosenko@stud.etu.ru

Александр Михайлов

Санкт-Петербургский
государственный
электротехнический
университет «ЛЭТИ»
им. В.И. Ульянова (Ленина)

aamikhailov@etu.ru

Василий Пчелко

Санкт-Петербургский
государственный
электротехнический
университет «ЛЭТИ»
им. В.И. Ульянова (Ленина)

varchelko@etu.ru

Павел Бурундуков

Санкт-Петербургский
государственный
электротехнический
университет «ЛЭТИ»
им. В.И. Ульянова (Ленина)

pgburundukov@etu.ru

Владислав Холкин

Санкт-Петербургский
государственный
электротехнический
университет «ЛЭТИ»
им. В.И. Ульянова (Ленина)

vskholkin@etu.ru

Тимур Каримов

Санкт-Петербургский
государственный
электротехнический
университет «ЛЭТИ»
им. В.И. Ульянова (Ленина)

tikarimov@etu.ru

Аннотация. Электрокардиография (ЭКГ) является важным инструментом диагностики сердечно-сосудистых заболеваний. Разработка алгоритмов анализа ЭКГ – активно развивающаяся область, особенно актуальная с появлением средств персональной диагностики, таких как нагрудные датчики пульса с возможностью записи ЭКГ. Обязательным этапом обработки ЭКГ-сигналов является их очистка от шума, что особенно актуально для носимых устройств. В данной работе исследуется сверточный автоэнкодер (САЭ) для эффективного шумоподавления. Архитектура модели включает в себя слои свертки для выделения пространственных признаков и слои декодера для восстановления очищенного сигнала. Для обучения и тестирования модели использовались данные ЭКГ из библиотеки MIT-BIH с добавлением белого шума. Результаты показывают, что сверточный автоэнкодер восстанавливает сигналы с точностью около 95 %, превосходя алгоритмы вейвлет-фильтрации и полиномиальной аппроксимации.

Ключевые слова: электрокардиограмма, сверточный автоэнкодер, шумоподавление

I. ВВЕДЕНИЕ

Сигналы ЭКГ представляют собой зарегистрированные электрические потенциалы сердца. Однако при считывании ЭКГ с человека велика вероятность возникновения шумов, вызванных различными факторами, включая движение пациента, электромагнитные помехи, источники шума и т. д. [1]. Основные методы устранения шума: фильтры низких и высоких частот, фильтры с конечным импульсным откликом (КИХ) [2] и фильтры на основе вейвлет-преобразований [3] имеют ограничения по обработке нестационарного шума и сохранению морфологических особенностей ЭКГ. Поэтому для обработки таких

данных требуются более совершенные методы. Одним из возможных путей повышения качества фильтрации является использование перспективных методов, основанных на эмпирических разложениях [4].

Недавно была представлена архитектура сверточного автоэнкодера (САЭ). Этот тип нейронных сетей способен автоматически извлекать особенности сигнала и эффективно подавлять шум, сохраняя при этом важные морфологические особенности ЭКГ [5]. В отличие от традиционных методов, САЭ устойчива к различным типам шумов, в том числе нестационарным, благодаря сверточным слоям, использующим ядра, которые способны выделить необходимые особенности. Сверточные слои работают как локальные детекторы признаков, что позволяет эффективно выявлять паттерны [6], что важно в носимых устройствах сбора ЭКГ [7] и в одежде с датчиками ЭКГ [8].

Среди работ, рассматривающих применение САЭ для шумоподавления в ЭКГ, выделим Чанга и др. [6]. Их результаты демонстрируют высокую эффективность САЭ для этой задачи. Вдохновившись этой работой, мы разработали и оптимизировали архитектуру САЭ. Мы исследуем возможности САЭ для обработки ЭКГ-сигналов, используя данные из базы данных MIT-BIH Arrhythmia Database, и сравниваем его эффективность с традиционными методами фильтрации. Наши основные результаты включают:

- Эффективность САЭ в подавлении шумов. Результаты свидетельствуют о высокой точности: исходный сигнал ЭКГ, зашумленный белым гауссовским шумом и другими видами физических шумов, был восстановлен с минимальными искажениями.
- В отличие от подхода, описанного в [6], предлагаемая архитектура САЭ включает

меньшее количество слоев. Кроме того, размер фильтра (ядра) последовательно уменьшается на каждом слое, что позволяет по-разному регулировать веса в разных частях сигнала, обеспечивая захват более мелких деталей сигнала.

Остальная часть статьи организована следующим образом. В разделе 2 описывается архитектура конволюционного автоэнкодера (CAE), а также

используемые данные и методы их предварительной обработки. Раздел 3 посвящен результатам исследования, в котором представлены основные полученные данные и итоговые сравнительные графики. В разделе 4 анализируется эффективность метода, его преимущества перед традиционными подходами, а также обсуждаются перспективы дальнейшего развития технологии.

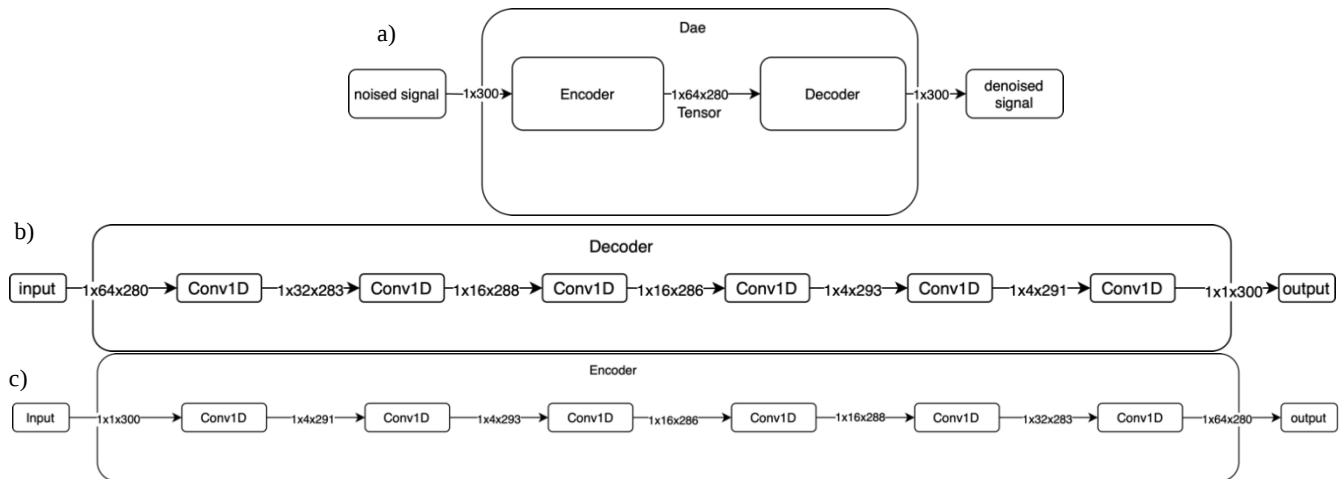


Рис. 1. Архитектура CAE: а) общая структура, б) структура декодера, в) структура кодера

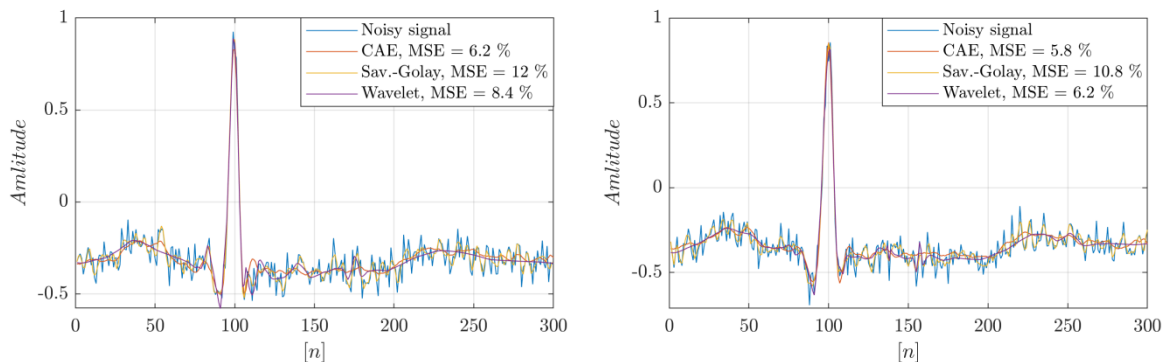


Рис. 2. Примеры шумоподавления ЭКГ с помощью CAE, фильтров Савицкого-Голая и вейвлет-фильтров при уровне SNR 15 дБ

II. МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

A. Датасет

Для проведения экспериментов и оценки эффективности предложенного метода была использована база данных MIT-BIH Arrhythmia Database, которая является одной из наиболее авторитетных и широко используемых в исследованиях, связанных с анализом ЭКГ [9]. Эта база данных содержит записи ЭКГ 47 пациентов, включая как нормальные сердечные ритмы, так и различные виды аритмий. Каждая запись длится 30 минут и включает два канала ЭКГ, что позволяет проводить всесторонний анализ. Данные MIT-BIH были аннотированы экспертами, что обеспечивает высокую точность при обучении и тестировании моделей.

B. Обработка данных

Перед обучением нейронной сети сигналы ЭКГ, полученные из набора данных MIT-BIH, необходимо обработать и разделить на сегменты, каждый из которых содержит сегменты PQRST, для более надежной классификации. Предварительная обработка включает следующие этапы:

- **Нормализация:** сигналы ЭКГ были нормализованы, чтобы привести значения амплитуды к единому диапазону.
- **Сегментация:** записи ЭКГ были разделены на отдельные сердечные циклы для более точной классификации.
- **Искусственный шум:** для имитации реальных условий к ЭКГ-сигналам добавляются различные виды шумов, такие как мышечные артефакты,

шум электродов, сетевые помехи и белый гауссовский шум.

С. Сверточный автоэнкодер: архитектура

Конволюционный автокодер (CAE) состоит из двух основных частей: кодера и декодера. Такая архитектура позволяет эффективно выделять ключевые характеристики сигнала, подавлять шумы и восстанавливать исходный сигнал с минимальными искажениями.

1) *Энекодер*: сжимает входной сигнал в скрытое представление, сохраняя наиболее важные характеристики сигнала. Он состоит из нескольких последовательных слоев:

- Сверточные слои: каждый слой использует набор фильтров (ядер), которые применяются к входному сигналу для извлечения локальных особенностей. Для сохранения ключевых морфологических особенностей сигнала выбираются размеры фильтров и их размах
- ReLU функция активации: После каждого конволюционного слоя применяется функция активации Reply (Certified Linear Unit), которая вносит нелинейность и способствует лучшему обучению модели.

2) *Декодер*: Декодер выполняет обратную задачу: восстанавливает сигнал из скрытого представления, полученного кодером. Его архитектура симметрична кодеру и включает в себя:

- Транспонированные сверточные слои: выполняют обратную операцию свертки, увеличивая размерность данных и восстанавливая исходную структуру сигнала.
- Функция активации $\square$ ReLU: как и в кодировщике, применяется после каждого слоя, чтобы внести нелинейность.

D. Обучение модели

В качестве функции потерь используется функция средней квадратичной ошибки (MSE), которая минимизирует разницу между восстановленным сигналом на выходе декодера и исходным (бесшумным) сигналом. MSE рассчитывается следующим образом:

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2$$

Здесь, y_i – исходный сигнал без шума, $\hat{y}_i$ – реконструированный сигнал, N – число семплов.

Обучение проводилось на зашумленных данных с использованием оптимизатора Adam, который известен своей эффективностью в работе с разреженными градиентами. Этот оптимизатор был выбран из-за его способности сходиться быстрее и надежнее по сравнению с традиционными методами оптимизации, такими как SGD.

III. РЕЗУЛЬТАТЫ

В данной работе сравнивались различные методы фильтрации: полосовой фильтр Баттерворта, полиномиальный фильтр Савицкого-Голая, фильтрация с помощью вейвлет-преобразования и конволюционный автоэнкодер (CAE). Анализ проводился для двух типов сигналов: бесшумных и зашумленных.

A. Фильтрация сигнала без шума

При обработке ЭКГ-сигнала без шума CAE демонстрирует высокую производительность, сохраняя морфологию сигнала, включая P, QRS и T-волны, со значением MSE 0,0003. Фильтр на основе вейвлет-преобразования также справился с поставленной задачей, успешно сохранив основные элементы сигнала со значением MSE 0,1316. Полосовой фильтр Баттерворта, как показали результаты, не подходит для задачи фильтрации шума на зашумленном сигнале, так как сохраняет только PQS-часть сигнала.

B. Фильтрация шумового сигнала

Не меняя параметров фильтров, было решено проверить их работу на сигналах с большим количеством шума. Было установлено, что при обработке зашумленного ЭКГ-сигнала полосовой фильтр Баттерворта успешно подавляет шум в области комплекса QRS, но, как и в случае с бесшумным сигналом, удаляет P и T-волны, искажая QRS, поэтому данный фильтр не подходит для полного анализа ЭКГ. Вейвлет-фильтрация не решает эту проблему из-за использования базовых вейвлет-функций ЭКГ, которые не очень эффективны на зашумленном сигнале. Это подчеркивает необходимость тщательного выбора подходящей вейвлет-функции для эффективной работы. Сверточный автоэнкодер (CAE), напротив, демонстрирует высокую эффективность как в подавлении шума, так и в сохранении ключевых морфологических особенностей сигнала.

Предложенные CAE продемонстрировали значительное улучшение эффективности подавления шума по сравнению с традиционными методами, как по количественным показателям, так и по качественной оценке.

IV. ОБСУЖДЕНИЕ И ВЫВОДЫ

A. Ограничения

Помимо преимуществ перед основными методами шумоподавления, CAE обладает следующими недостатками: требуется большой объем правильно помеченных данных; также, вычислительные затраты, связанные с обучением CAE-моделей, достаточно высоки. Например, обучение модели на 5 эпох для всего набора данных MIT-BIH на CPU (Intel Core i7-8750H 2,2 ГГц) занимает около полутора часов, а на GPU (NVIDIA RTX4090) – пару минут.

B. Выводы

В данной работе была продемонстрирована эффективность конволюционных автоэнкодеров (КАЭ) в задачах обесшумливания ЭКГ-сигналов. На примере зашумленных ЭКГ-сигналов. Было установлено, что

САЭ превосходят традиционные методы фильтрации, выделяя более важные особенности сигнала. Однако их использование на обширных аннотированных наборах данных и высокие вычислительные затраты указывают на необходимость дальнейших исследований и разработок.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] N. Pinho, D. Azevedo, and A. Santos, "Classifying cardiac rhythms by means of digital signal processing and machine learning", pp. 25-31, January 2020.
- [2] Dr. Chhavi Saxena, Dr. Avinash Sharma, Dr. Rahul Srivastav, Dr. Hemant Kumar Gupta, "Denoising of ECG signals using FIR & IIR filter: A performance analysis", October 2018.
- [3] N. Rashmi, Ghousia Begum, Vipula Singh, "ECG denoising using wavelet transform and filters", March 2017.
- [4] A. Voznesensky, D. Butusov, V. Rybin, D. Kaplun, T. Karimov and E. Nepomuceno, "Denoising Chaotic Signals Using Ensemble Intrinsic Time-Scale Decomposition," in IEEE Access, vol. 10, pp. 115767-115775, 2022
- [5] Dandi Mochamad Reza, Satria Mandala, Salim M. Zaki, Eileen Su Lee Ming, "Deep Learning Autoencoder Study on ECG Signals", pp. 25-31, November 2023.
- [6] Hsin-Tien Chiang, Yi-Yen Hsieh, Szu-Wei Fu, Kuo-Hsuan Hung, Yu Tsao, and Shao-Yi Chien, "Noise Reduction in ECG Signals Using Fully Convolutional Denoising Autoencoders", February 2019.
- [7] Niyatha Malepati, Rubia Fatima, Swarnima Gupta, Vaishnavi Ramsali, Shobha K.R., "Portable ECG Device for Remote Monitoring and Detection of Onset of Arrhythmia", September 2020.
- [8] Ming Li, Wei Xiong, and Yongjian Li, "Wearable Measurement of ECG Signals Based on Smart Clothing", June 2019.
- [9] George Moody, Roger Mark, "MIT-BIH Arrhythmia Database", February 2005.