

УДК 615.47

М. Ага Рагеб

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

А. Хардан

Университет Аленпо

Аппаратно-программный комплекс обработки результатов электрокардиографических исследований

Описывается эффективная архитектура для аппаратной реализации интеллектуального адаптивного фильтра, устраняющего шум от сердечных сигналов, с использованием искусственной нейронной сети (ANN) на чипе ПЛИС Spartan 6 (XC6SLX9), способной удалить все типы шума. В дополнение к использованию адаптивного к шуму коэффициента коррекции для получения бесшумового сигнала сравниваются между собой адаптивные алгоритмы, которые используются для фильтрации сигнала ЭКГ (LMS, NLMS, DLMS, RLS) и основаны на арифметике с фиксированной точкой с использованием чипов Xilinx ПЛИС. Представлена аппаратная архитектура NN, состоящих из двух основных частей; первая часть включает в себя обучение сети с использованием программы MATLAB, вторая часть представляет аппаратную реализацию с фиксированной запятой обученной сети с использованием микросхемы ПЛИС. Представлено прикладное исследование для улучшения качества медицинских систем, требующих высокой точности диагностики заболеваний сердца, где чипы FPGA (field-programmable gate array) были выбраны из-за того, что FPGA включают в себя ресурсы, необходимые для разработки эффективных структур фильтрации. Были получены хорошие результаты по сравнению с предыдущими исследованиями, в частности очень высокие значения PSNR до 65.27. Это позволило повысить производительность медицинских систем и уменьшить ошибку MSE до $9 \cdot 10^{-6}$. Считаем, что предлагаемый дизайн обеспечивает меньшее потребление площади (количество срезов 4 %) и меньшую задержку, чем другие структуры. Результаты исследования при использовании в системах, требующих постоянного адаптивного отслеживания, позволяют повысить скорость обработки сигнала.

Интеллектуальный адаптивный фильтр, ANN, фиксированная точка, FPGA, VHDL, ECG, PSNR, PRD

Сигналы электрокардиограммы (ЭКГ) широко используются в клинических исследованиях для диагностики заболеваний сердца. Сигнал ЭКГ дает информацию об электрической активности сердца, где каждое сердцебиение отображается в виде серии электрических волн [1]. Сигнал ЭКГ искажается различными шумами высоких и низких частот, что может привести к неверным интерпретациям [1].

Существует много методов устранения шумового сигнала. КИХ-фильтры (фильтр с конечной импульсной характеристикой) – это простые и стабильные фильтры. Оконный метод является самым простым методом проектирования FIR-фильтров. Здесь все частоты ниже частоты среза проходят с амплитудой, равной единице, а другие блокируются. При использовании этих оконных фильтров верхних частот и фильтров нижних ча-

стот спроектированы с частотой среза 3 и 100 Гц соответственно. Затем шумовой сигнал ЭКГ пропускается через эти фильтры для удаления помех [1].

В [2] было использовано несколько фильтров, включая фильтр Савицкого–Голея, фильтр Гаусса, фильтр скользящего среднего, медианный фильтр, сглаживающие фильтры, фильтр Баттерворта и КИХ-фильтр, для устранения шума, вызванного движением пациента в процессе измерения. Было установлено, что фильтр Савицкого–Голея является лучшим для избавления от этого типа шума.

В [3] полосовой и режекторный фильтры использовались для удаления шума, вызванного мощностью, и шума, вызванного смещением относительно базовой линии. Значения SNR (signal-to-noise ratio) для сигналов фильтра показали, что режекторный фильтр был лучшим

фильтром для устранения шума, вызванного мощностью, а полосовой – наилучшим для устранения шума, обусловленного смещением относительно базовой линии.

Главный недостаток этих фильтров – фиксированная частота, они удаляют важные частотные компоненты в месте среза частоты [4].

ЭКГ – это случайный сигнал, поэтому конструкция статического фильтра не позволяет устранить помехи в ЭКГ. Чтобы преодолеть ограничение статических фильтров, разработаны различные методы адаптивной фильтрации [4]. В настоящей статье описывается использование искусственной нейронной сети на чипе ПЛИС в качестве интеллектуального метода для разработки и реализации интеллектуального адаптивного фильтра.

Адаптивные фильтры. Адаптивные фильтры играют важную роль во многих системах DSP, включая шумоподавители, прогнозирование сигнала, адаптивное подавление обратной связи и эхоподавление [5].

Назначение адаптивного фильтра состоит в настройке его весовых коэффициентов $w(n)$ для получения выходного сигнала $y(n)$, максимально приближенного к требуемому сигналу $d(k)$, как показано на рис. 1 [5].

Существует множество алгоритмов, связанных с разработкой адаптивных фильтров. Эти алгоритмы основаны на нахождении оптимальных весов для адаптивного фильтра и отличаются друг от друга механизмом регулировки веса: алгоритм LMS (learning management system); алгоритм NLMS (the normalised least mean squares filter) и алгоритм рекурсивного фильтра наименьших квадратов (RLS) [5].

Сопутствующие работы. В [6] было использовано несколько алгоритмов построения адап-

тивного фильтра для удаления шума из сигнала ЭКГ. Эти алгоритмы включают в себя LMS, задержку LMS (DLMS) и нормализованную LMS (NLMS). Производительность этих алгоритмов сравнивалась с некоторыми параметрами, используемыми для оценки производительности. Алгоритмы LMS и NLMS более других подошли для разработки адаптивного фильтра. При сравнении значений SNR было замечено, что алгоритм NLMS является лучшим для удаления шума из мощности.

В [7] был разработан адаптивный фильтр на основе алгоритма RLS (restless legs syndrome) для удаления шума движения из сигнала ЭКГ. При применении алгоритма RLS для шума, возникающего из-за мощности, и шума, возникающего в результате движения пациента и движения электрода, значение PSNR (peak signal-to-noise ratio) достигало 43.52.

В [8] был разработан адаптивный фильтр с использованием дискретного вейвлет-преобразования для подавления шума ЭКГ с помощью функции Baseline Wander. Вейвлет-преобразование может эффективно удалить шум из сигнала ЭКГ. Этот метод обеспечил превосходные результаты с точки зрения скорости сходимости и среднеквадратичной ошибки.

Разработанные адаптивные фильтры [6]–[8] статически не программируются и выбирают определенные фиксированные частоты. Кроме того, они не могут изменять свои коэффициенты при изменении шумового сигнала, поэтому регулировка параметров при изменении входного сигнала ограничена. В связи с этим разработаем интеллектуальный адаптивный фильтр, который изменяет свои параметры в соответствии с шумовым сигналом и может удалять все шумовые частоты из сигнала ЭКГ и получать исходный сигнал.

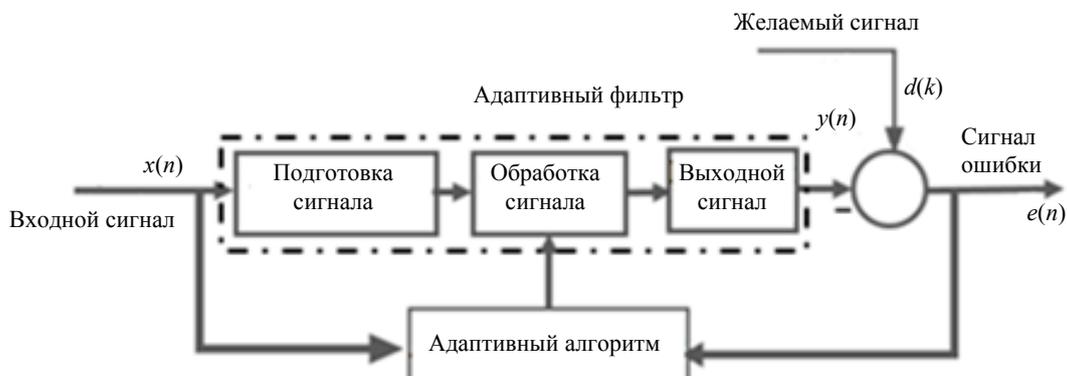


Рис. 1

Разработка программного обеспечения. Искусственная нейронная сеть (ANN) была успешно используемым классификатором во многих областях. Представляет интерес использование ее для анализа ЭКГ [9]. Нейронная сеть сформирована набором нейронов, связанных друг с другом через синаптические веса. Количество нейронов и синаптических весов может быть изменено в соответствии с желаемой перспективой дизайна. Базовая нейронная сеть состоит из трех слоев – входного, скрытого и выходного (рис. 2).

Первоначально авторы разработали нейронную сеть, используя инструмент nntool, который содержится в программе MATLAB [3], и обучили нейронную сеть всем типам шума, чтобы она работала как адаптивный фильтр.

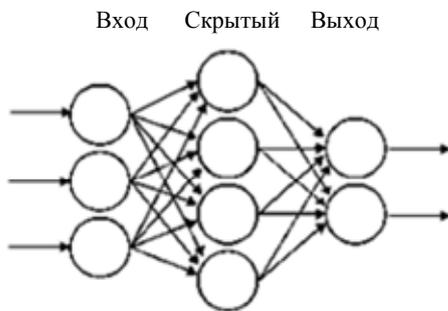


Рис. 2

Основной целью обучения нейронной сети является максимально точное моделирование шумовой компоненты, присутствующей в экспериментальной реализации ЭКГ-сигнала. В дальнейшем смоделированная шумовая компонента вырезается из исходного сигнала (рис. 3).

Спроектированная нейронная сеть (рис. 4) представляет собой многослойный перцептрон (MLP), имеет скрытый уровень, содержащий 11 нейронов, и выходной слой, содержащий 1 нейрон.

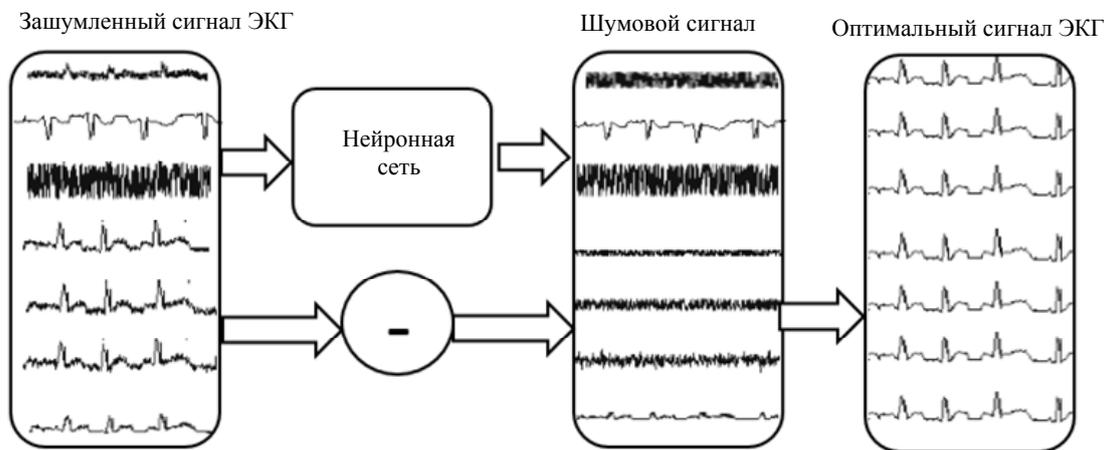


Рис. 3

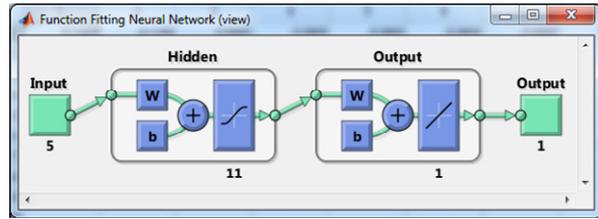


Рис. 4

Анализ работоспособности спроектированной модели показал ее низкую эффективность при использовании статических весовых коэффициентов. В связи с этим было предложено использовать адаптивный поправочный коэффициент для компенсации ошибки между сигналом из нейронной сети и желаемым сигналом. Поправочный коэффициент B_{adj} вычитается из выходного сигнала, как показано на рис. 5, где представлена структура спроектированной нейронной сети после использования поправочного коэффициента с временной задержкой.

На рис. 5: $x(n)$ – входной сигнал; B_1-B_{11} – коэффициенты сдвига в скрытом слое; $y(n)$ – выходной сигнал; A_0-A_5 – адаптивные веса; B – выходное значение смещения.

Из рис. 5 выводим общую структуру нейронной сети после использования поправочного коэффициента:

$$y(n) = \text{purelin}(WO \cdot \text{tansig}(WI \cdot x(n) + BI) + BO),$$

где $y(n)$ – выходной сигнал; purelin – чистая линейная функция активации; WI – веса скрытого слоя; BI – сдвиги скрытого слоя; WO – веса выходного слоя; BO – выходной сдвиг; tansig – функция активации сигмоидной развертки Тансига.

Если $y(n)$ – выход реальной нейронной сети, A – адаптивные веса, то поправочный коэффициент B_{adj} можно рассчитать из соотношения

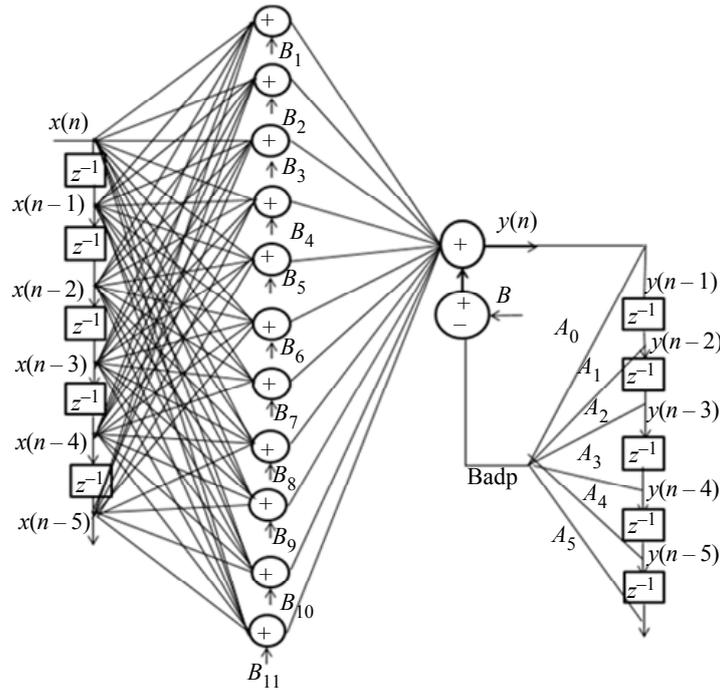


Рис. 5

$$\text{Badp} = \sum_{i=-1}^{n-1} y(n-i-1)A_i,$$

где $y(n-i-1)$ – сдвиг реального вывода нейронной сети.

Тогда

$$Y_{\text{net}} = y(n) - \text{Badp},$$

где Y_{net} – адаптивный сетевой выход.

Далее находим:

$$Y_{\text{out}} = x(n) - Y_{\text{net}},$$

где Y_{out} – шумовой сигнал; $x(n)$ – входной сигнал;

$$Y_{\text{dif}} = y(n) - \text{Target}.$$

Здесь Y_{dif} – разница между реальным сигналом и целевым сигналом; Target – целевой сигнал.

Теперь можно рассчитать адаптивные веса:

$$Y_{\text{dif}}(n-i) = \sum_{i=-1}^{n-1} A_i y(n-i-1);$$

$$Y_{\text{dif}} = y(n)A, \quad A = y(n)^{-1}Y_{\text{dif}}.$$

Предыдущие уравнения можно назвать уравнениями, описывающими поведение адаптивного калибровочного фильтра, который был разработан с использованием нейронных сетей.

Результаты и обсуждение.

С помощью предложенного метода моделировалась шумовая компонента электрокардио-

граммы, имеющая различную природу происхождения. Исходный (зашумленный) ЭКГ-сигнал загружался со всемирно известного сайта (Physionet) [5].

На рис. 6 показаны сканы из программы MATLAB. На рис. 6, *a* – результаты фильтрации сигнала ЭКГ содержат шум от питания; рис. 6, *б* – результаты фильтрации сигнала ЭКГ содержат контактный шум электрода; рис. 6, *в* – результаты фильтрации ЭКГ-сигнала, имеющего следы двигательной активности пациента; рис. 6, *г* – результаты фильтрации сигнала ЭКГ содержат шум от сокращения мышц; рис. 6, *д* – результаты фильтрации ЭКГ-сигнала, содержащего шумовую компоненту от базовой линии Wander; рис. 6, *е* – значения MSE (mean squared error) нейронной сети с использованием поправочного коэффициента.

Анализ рис. 6 показывает, что отфильтрованный описанным ранее способом ЭКГ-сигнал содержит минимальную шумовую компоненту при использовании предложенного адаптивного поправочного коэффициента (значения MSE очень малы).

В табл. 1 приведены значения SNR, значения PSNR, значения MSE для сигнала после фильтрации плюс процент значений PRD (product requirements document).

Из таблицы видно, что полученные результаты лучше, чем представленные в [6], [7], где адаптивные фильтры были разработаны на основе многих алгоритмов адаптивной фильтрации.

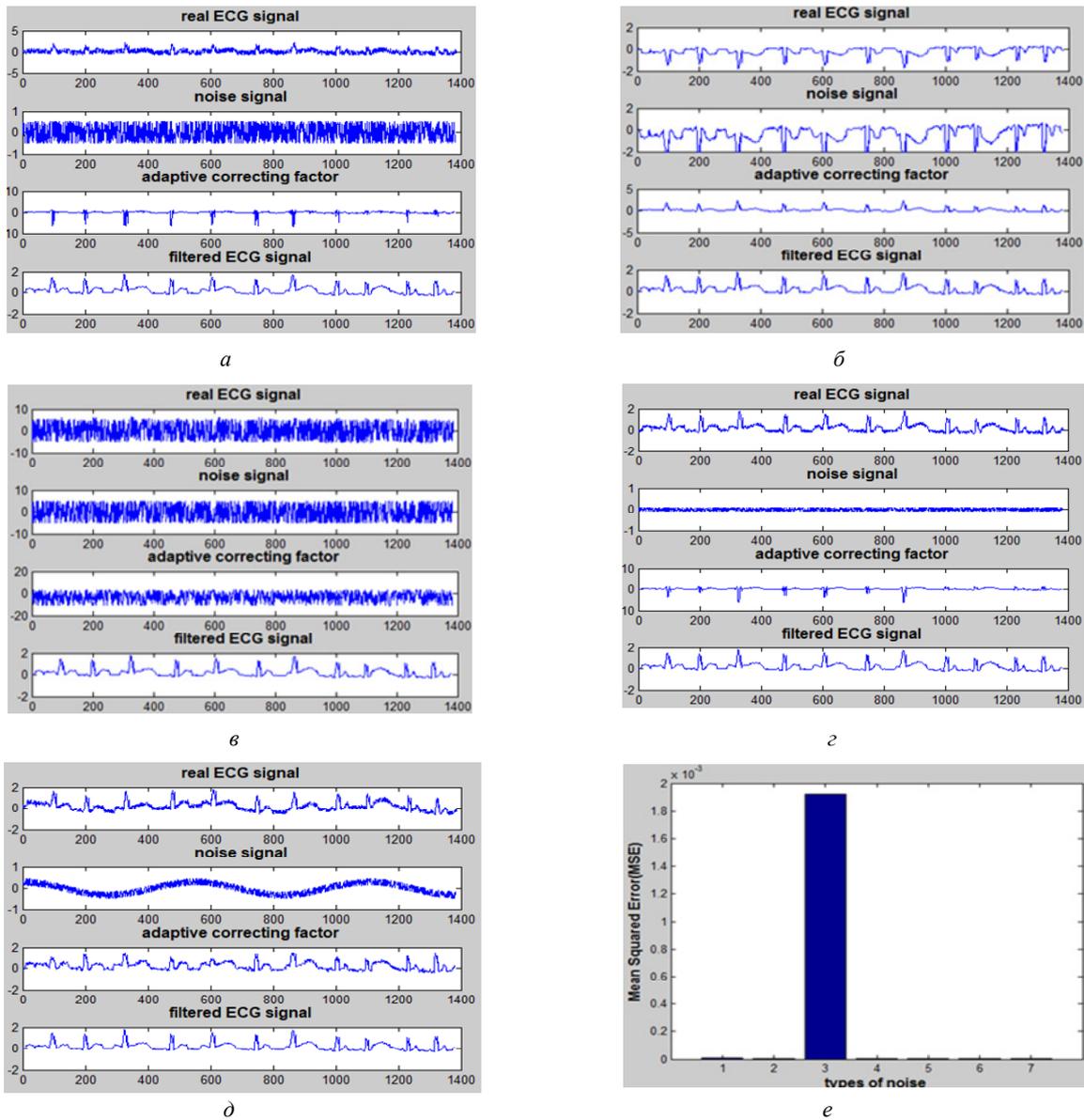


Рис. 6

Таблица 1

Тип шума	SNR, дБ	PSNR, дБ	MSE·10 ⁻⁶	PRD, %
Помехи в линии электропередачи	24.3595	58.5311	0.1119	1.550
Контактный шум электрода	-3.2545	61.3172	3.7181	3.101
Движение артефактов	20.3138	60.1796	2.9121	2.592
EMG-шум	23.2598	63.6830	1.7130	2.153
Приборный шум	28.5113	63.7282	1.6952	3.842

Очень маленькие значения были достигнуты в MSE в дополнение к очень высоким значениям PSNR, которые указывают на высокий коэффициент сигнала по сравнению с шумовым сигналом.

В табл. 2 показаны результаты, полученные в [6], которые основаны на алгоритмах LMS и RLS при фильтрации ЭКГ.

В табл. 3 показаны результаты исследования авторов статьи.

Сравнивая полученные результаты с изученными литературными источниками можно констатировать, что эффективность предложенного метода адаптивной фильтрации ЭКГ-сигнала значительно выше, чем в используемых на данный момент методах (значения PSNR и MSE значительно улучшились).

В этом исследовании был разработан метод адаптивной цифровой фильтрации ЭКГ-сигналов на базе нейронной сети с временной задержкой.

Таблица 2

Адаптивный алгоритм	Тип шума	PSNR	MSE
LMS	PLI	35.5209	0.0002805
RLS		43.5292	0.0002437
LMS	Baseline Wander	36.9090	0.00020375
RLS		43.2813	0.00004697
LMS	EMG-шум	38.7472	0.000133
RLS		38.9615	0.00012701

Таблица 3

Используемый фильтр	Тип шума	PSNR, дБ	MSE·10 ⁻⁶
Интеллектуальный адаптивный фильтр	PLI	67.575	0.17475
Интеллектуальный адаптивный фильтр	Baseline Wander	54.6291	3.4441
Интеллектуальный адаптивный фильтр	EMG-шум	56.257	2.3675

Очень высокие значения были достигнуты в PSNR (до 6527) и в MSE (до $1.19 \cdot 10^{-6}$). Эти результаты существенно выше достигнутых в предыдущих исследованиях.

Цель данного исследования – внедрение нейронной сети с фиксированной точкой с использованием системы FPGA в процесс автоматизированной обработки сигналов ЭКГ.

Результирующая нейронная сеть является модульной, компактной и эффективной, количество нейронов, количество скрытых слоев и количество входов легко изменяются.

Было доказано, что использование FPGA для реализации ANN является эффективным вариантом реализации интеллектуального адаптивного фильтра на чипе spartan6.

Таким образом, достигнута желаемая цель исследования, которая заключается в повышении

производительности медицинских систем на основе сигналов сердца. Разработанная конструкция позволяет достичь максимальной скорости обработки. Результаты исследования могут использоваться во многих приложениях, включая прогнозирование, дискриминацию и адаптивные системы слежения.

Результаты выполненных расчетов и экспериментальных исследований показывают, что армирование стержневого преобразователя сквозной стяжкой с использованием вставки, жесткость кольцевой перемычки которой в 5 раз больше жесткости меньшего из примыкающих к ней участков армирующей стяжки, позволяет устранить из рабочего диапазона частот ПАФВ резонанс армирующей стяжки, упростить процесс армирования и существенно уменьшить толщину пассивных межмодульных (межсекционных) элементов.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- Velayudhan P. Noise analysis and different denoising techniques of ecg signal // J. of electronics and communication engineering. 2016. P. 40–44. URL: <http://iosrjournals.org/iosr-jece/papers/ICETEM/Vol.%201%20Issue%201/ECE%2006-40-44.pdf> (дата доступа 06.09.19).
- Vidya M. J., Sadasiv S. A comparative study on removal of noise in ecg signal using different filters // Intern. j. of innovative research & development. 2013. Vol. 2, № 4. P. 2–24.
- Koivo H. N. Neural networks: basics using matlab neural network toolbox. URL: <https://ru.scribd.com/document/138458917/neural-networks-basics-matlab-pdf> (дата доступа 06.09.19).
- Hilal H., Nema M. A., Hardan A. Design and build an intelligent adaptive filter using neural networks to remove noise from the electro cardiac signal // Research j. of Aleppo university. 2018. P. 10–30.
- PhysioNet. URL: <https://physionet.org/physio-bank/database/#ecg>. (дата доступа 08.09.19).
- Kamble R., Kuntawar S. Removal of artifacts from ecg signal using rls based adaptive filter // Intern. j. of computer applications. 2016. Vol. 149, № 3. P. 3–9.
- Kaur M., Kaur G. Adaptive wavelet thresholding for noise reduction in electrocardiogram (ecg) signals // Intern. j. of computer science and network security (ijcsns). 2015. URL: https://www.researchgate.net/publication/309434305_Adaptive_Wavelet_Thresholding_for_Noise_reduction_in_Electrocardiogram_ECG_Signals (дата доступа 08.09.19).
- Fathima F. Vlsi implementation of efficient fixed-point lms adaptive filter with low adaptation delay // Intern. conf. on recent advances in communication, 2014. P. 2–21.

9. Ghosh R. Hardware implementation of real-time beat detection and classification algorithm for auto-

mated ecg analysis. Texas: the university of Texas at Dallas, 2018. P. 49–67.

M. Agha Ragheb

Saint Petersburg Electrotechnical University

A. Hardan

Aleppo University

HARDWARE-SOFTWARE COMPLEX FOR PROCESSING THE RESULTS OF ELECTROCARDIOGRAPHIC STUDIES

We presented an efficient architecture for the hardware implementation of an intelligent adaptive filter to eliminate noise from cardiac signals by designing the artificial neural network (ANN) on Spartan 6 FPGA chip (XC6SLX9), this network is able to remove all types of noise, in addition of suggesting a noise adaptive correction factor in order to obtain noise free signal, this paper compared between adaptive algorithms that used for filtering ECG signal, such as LMS, NLMS, DLMS, RLS algorithms, based on fixed-point arithmetic, using Xilinx FPGA chips, this research presented NN hardware architecture; which consist of two main parts; the first part includes network training using MATLAB program, the second part represents the fixed point hardware implementation of the trained network using FPGA chip, this research presented an applied study to improve the quality of medical systems that require high accuracy in the diagnosis of heart diseases, where the FPGA chips were chosen because FPGAs include the resources needed to design efficient filtering structures, good results were obtained compared to previous researches where we obtained very high PSNR values up to 65.27, thus improving the performance of medical systems with a very small MSE error up to $1.19 \cdot 10^{-6}$, we find that the proposed design offers less Area consumption (number of slices 4%) and less delay than other structures, this research can be used in systems that need continual adaptive tracking, achieve signal processing with high speed.

Intelligent adaptive filter, ANN, Fixed Point, FPGA, VHDL, ECG, PSNR, PRD

УДК 004.627

Р. И. Каргин, Л. Г. Стаценко

Дальневосточный федеральный университет

Форматы сжатия аудиоданных. Анализ и сравнение

Представлены результаты исследования процессов сжатия аудиоданных с помощью различных кодеков, 8 из которых применяют сжатие с потерями, а 2 – сжатие без потерь. Они активно используются в современных системах цифрового воспроизведения аудиоданных и характеризуются высоким качеством звука при ухудшении битрейта, используя современные кодеки. В статье используются такие кодеки, как mp3, FLAC, Wave, WMA, AAC, MPEG, Monkey' Audio, APE, Dolby AC-3, DCA, Ogg, Opus, MusePack. Каждый кодек подвергается изменению битрейта и непосредственному сравнению друг с другом по качеству звучания, а также срезу высоких и низких частот. Все кодеки разделены на группы по методу использования: для сжатия музыкальных композиций, для сжатия аудиоданных, используемых в киноиндустрии, и сжатия без потерь. Также сравниваются различные музыкальные жанры и их отличия в спектрограмме. Делается вывод о причинах различий спектра частот различных жанров. Для сравнения методов сжатия звуковых данных использовано программное обеспечение Adobe Audition CC 2018 и LateXP, позволяющее рассмотреть различные характеристики и свойства аудиоданных, а также применять различные кодеки для их сжатия. Для иллюстрации результата используются графики спектра музыкальных композиций. Исходный файл музыкального трека для сравнения кодеков был взят в формате FLAC (Free Lossless Audio Codec).

Стандарты сжатия аудиоданных, сжатие аудиоданных, mp3, FLAC, AAC, MPEG, Monkey' Audio

В настоящее время возможно уменьшить аудиофайлы без значительной потери качества, отбрасывая частоты, не слышимые для среднего слушателя. Это привело к созданию кодеков для

различных целей, например сжатия в формате 5:1 для показа фильмов или сжатия речевого сигнала при общении в Интернете.