

УДК 681.2.083

***ОЦЕНКА АРТЕРИАЛЬНОГО ДАВЛЕНИЯ НА ОСНОВЕ ФОТОПЛЕТИЗМОГРАММЫ***

***Серегин Г.М.***

*к.т.н., доцент,*

*Московский государственный технический университет имени Н.Э. Баумана,  
Москва, Россия*

***Химич К.В.***

*студент,*

*Первый Московский государственный медицинский университет имени И. М. Сеченова,  
Москва, Россия*

***Митр Д.В.***

*студент,*

*Московский государственный технический университет имени Н.Э. Баумана,  
Москва, Россия*

**Аннотация**

Существует зависимость, не всегда линейная, между артериальным давлением (АД) и длительностью пульсовой волны, полученный по сигналу фотоплетизмограммы (ФПГ). Для оценки АД по сигналу ФПГ в данной работе используются алгоритмы фильтрации на основе EMD-алгоритма, Вейвлет-анализа и цифрового фильтра (ЦФ) Баттерворта и искусственная нейронная сеть (ИНС). Обучающие данные были получены из базы данных MIMIC. В общей сложности было проанализировано и отфильтровано более 15000 сердечных сокраще-

ний, и из каждого из них был извлечен 21 параметр, определяющий входной вектор для ИНС.

**Ключевые слова:** обработка сигналов, артериальное давление, фотоплетизмограмма, нейронные сети.

## ***BLOOD PRESSURE ESTIMATION FROM A PPG SIGNAL***

***Seregin G.M.***

*PhD, Associate Professor,*

*Bauman Moscow State Technical University,*

*Moscow, Russia*

***Himich K.V.***

*student,*

*I.M. Sechenov First Moscow State Medical University,*

*Moscow, Russia*

***Mitr D.V.***

*student,*

*Bauman Moscow State Technical University,*

*Moscow, Russia*

### **Abstract**

A relationship, not always linear, exists between blood pressure (BP) and pulse wave duration obtained from the photoplethysmogram (PPG) signal. This paper uses filtering algorithms based on EMD algorithm, Wavelet analysis and Butterworth digital filter (DF) and artificial neural network (ANN) to estimate BP from the PPG signal. The training data was obtained from the MIMIC database. In total, more than 15000

heartbeats were analysed and filtered, and 21 parameters were extracted from each of them to determine the input vector for the ANN.

**Key words:** signal processing, blood pressure, photoplethysmogram, neural networks.

Сигнал фотоплетизмограммы (ФПГ) широко используется в клинических и потребительских приборах благодаря своей неинвазивности и дешевизне [1]. Традиционно он в основном использовался для измерения насыщения крови кислородом и мониторинга частоты сердечных сокращений у пациентов в состоянии покоя. Несмотря на то, что обработка сигналов ФПГ использовалась в клинических условиях в течение нескольких десятилетий, в настоящее время она стала крупной и развивающейся областью исследований. Это исследование было проведено из-за широкого использования датчиков ФПГ в потребительских носимых устройствах.

Сердечно-сосудистые заболевания (ССЗ) являются наиболее распространенной причиной заболеваемости и смертности во всем мире [2]. Артериальное давление (АД) широко используется для оценки состояния сердечно-сосудистой системы. Аномальное АД провоцирует ряд заболеваний, которые могут привести к осложнениям для жизненно важных органов, таких как сердце и головной мозг [3]. Таким образом, постоянный мониторинг АД может быть полезен для раннего выявления и лечения аномального АД. Несмотря на важность регулярного и непрерывного мониторинга АД, существует ряд проблем. Золотой стандарт Метод мониторинга АД является прямым инвазивным методом [4]. Он обеспечивает непрерывное измерение АД, хотя из-за своей инвазивности подходит только для пациентов в критическом состоянии, находящихся в стационаре.

Альтернативный подход заключается в оценке АД по скорости распространения пульсовой волны [5], которая увеличивается с увеличением АД, но

требуются два одновременных сигнала, таких как электрокардиограмма (ЭКГ) и сигнал ФПГ.

АД также можно оценить по форме пульсовой волны ФПГ [6]. Этот подход обычно включает в себя извлечение вручную определенных характеристик во временной области из пульсовой волны и использование алгоритма машинного обучения для оценки АД.

В данной работе предложен метод для оценки АД на основе ИНС.

Сигнал ФПГ характеризуется амплитудой и длительностью определенных компонентов сердечного цикла. Из-за наличия различных модуляционных составляющих, например, дыхание человека, при получении сигнала ФПГ высота пульсовой волны может значительно изменяться и, следовательно, не может использоваться в качестве параметра для оценки АД.

С другой стороны, частота регистрации пульсоксиметров или других устройств, которые выдают на выходе сигнал ФПГ, варьируется также, как и продолжительность отдельных сердечных сокращений. Это означает, что каждый отдельный импульс представлен разным количеством дискретизированных значений, которые не могут быть входными данными ИНС, поскольку количество входных нейронов фиксировано при использовании архитектуры ИНС и не может быть изменено. Следовательно, необходимо найти другое решение.

Для характеристики пульсирующего компонента ФПГ используется несколько параметров. В таблице 1 приведено описание выделяемых параметров из сигнала ФПГ.

Таблица 1 – Выделяемые параметры из сигнала ФПГ и их описание

Обозначение	Описание
SUT	Время подъема от диастолы до систолы
DT	Время спада от систолы до диастолы
CP	Время сердечного цикла
SW	Время систолической части импульса от его высоты (10, 25, 33, 50, 66, 75 %)

DW	Время диастолической части импульса от его высоты (10, 25, 33, 50, 66, 75 %)
----	--

Следующие 21 параметр, включая время систолической, диастолической частей и соотношения между ними, были извлечены в соответствии с рисунком 1 и были использованы для обучения ИНС (рисунок 2).

- CP, SUT, DT;
- 10%: DW10, SW10+DW10, DW10/SW10;
- 25%: DW25, SW25+DW25, DW25/SW25;
- 33%: DW33, SW33+DW33, DW33/SW33;
- 50%: DW50, SW50+DW50, DW50/SW50;
- 66%: DW66, SW66+DW66, DW66/SW66;
- 75%: DW75, SW75+DW75, DW75/SW75.

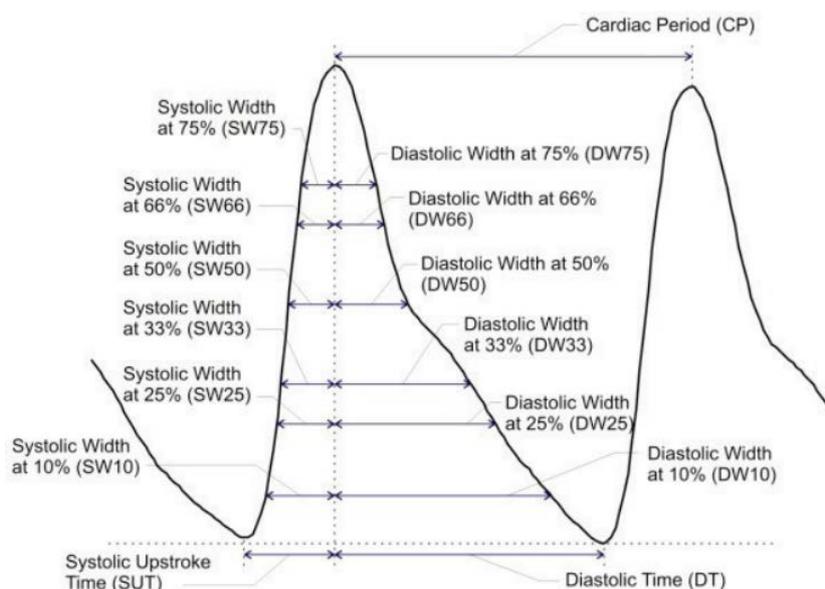


Рис. 1 – Параметры ФПГ для обучения ИНС для оценки АД [авторская разработка]

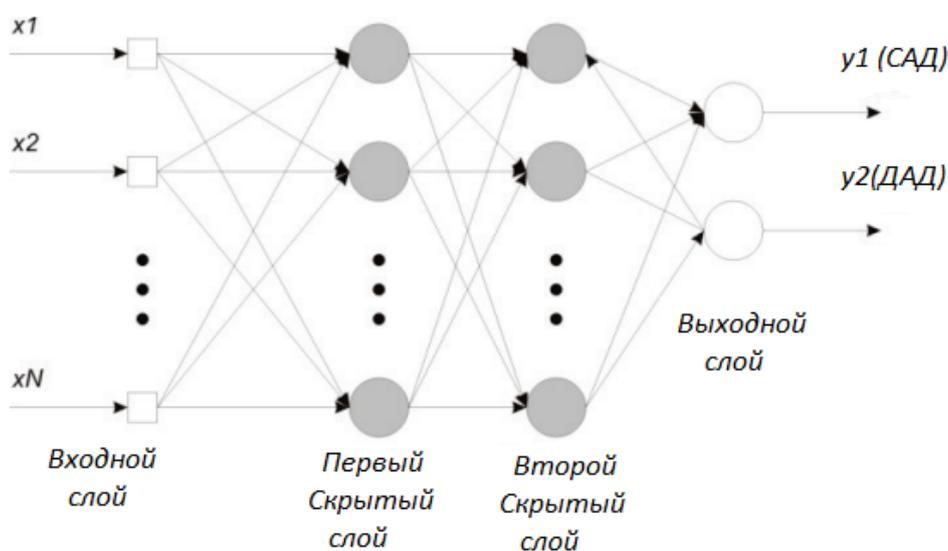


Рис. 2 – Архитектура ИНС для оценки АД [авторская разработка]

Значения систолической (САД) и диастолической (ДАД) рассчитаны как максимум и минимум сигнала АД в пределах текущей пульсовой волны.

Такой набор параметров обеспечивает хорошее представление пульсовой волны, подходящих для ИНС.

Существуют различные архитектуры ИНС, такие как радиальная базисная функция, встречное распространение или квантование обучающего вектора, которые могут использоваться для подгонки входных данных к выходным. Они хороши с точки зрения производительности, но требуют большого количества нейронов и, следовательно, не могут быть применены в случае большого обучающего набора из-за нехватки памяти.

Поэтому рассмотрена многослойная ИНС на основе алгоритма Левенберга-Марквардта с  $N$  входными нейронами ( $N$  – количество используемых параметров) и два выходных нейрона для одновременной оценки САД и ДАД (рисунок 2). Количество скрытых слоев и скрытых нейронов варьируется для получения наилучшей производительности. Выбор оптимального количества таких нейронов обсудим позже.

Для получения широкого представления сигналов ФПГ и соответствующих значений АД, использовано свободно распространяемая база дан-

ных MIMIC. Она включает множество записей физиологических сигналов и показателей жизнедеятельности, снятых с мониторов для десятков тысяч пациентов отделений интенсивной терапии. Большинство из них включают ЭКГ, АД, ФПГ, дыхательные сигналы, которые были записаны в один момент времени с частотой дискретизации 125 Гц.

Из этой базы данных извлечены только сигналы как с АД, так и с ФПГ. Пример таких сигналов показан на рисунке 3.

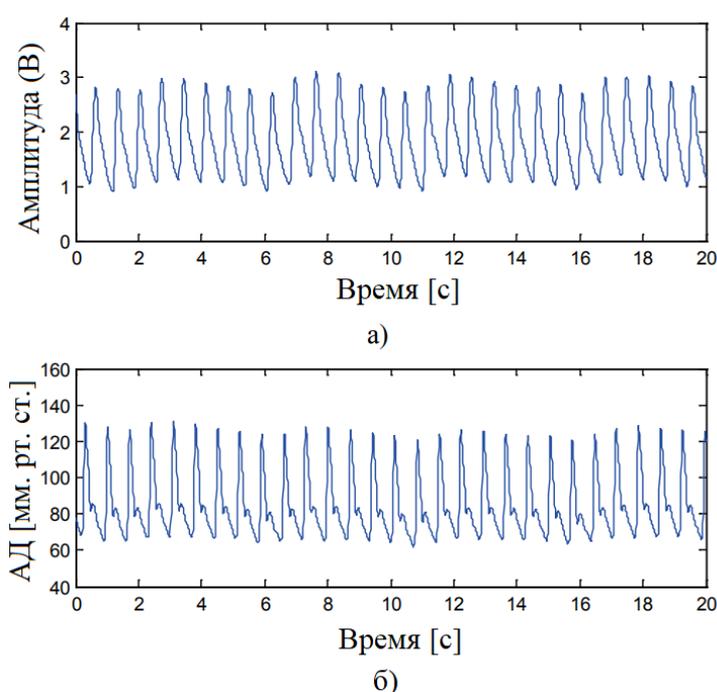


Рис. 3 – Извлеченные сигналы ФПГ (а) и соответствующие сигналы АД (б) из базы данных MIMIC [авторская разработка]

Для дальнейшей обработки сигнала ФПГ необходима ее фильтрация. В работе [7] приведены результаты, что в случае цифровой фильтрации с помощью полосового ЦФ Баттерворта, при увеличении нижней частоты среза полосовой фильтрации приводит к уменьшению амплитуды отраженной диастолической волны и искажению фронта прямой систолической волны. Уменьшение верхней частоты среза приводит к демпфированию дикротической выемки и фазовому сдвигу пульсовой волны (ПВ). Увеличение порядка фильтра приводит к уменьшению амплитуды отраженной волны. Минимальные искажения

Дневник науки | [www.dnevniknauki.ru](http://www.dnevniknauki.ru) | СМИ Эл № ФС 77-68405 ISSN 2541-8327

ФПГ сигнала наблюдались при нижней частоте среза 0,1 Гц, верхней – 10 Гц и порядке фильтра, равным 2. Таким образом, данные параметры полосовой фильтрации могут быть рекомендованы для обработки ФПГ сигналов с целью более точного морфологического анализа ПВ. Рассмотрим полосу частот 0,5 – 10 Гц, поскольку одной из проблем, при снятии ФПГ с пациента, является дыхание. На рисунке 4 представлена типичная форма пульсовой волны, наблюдаемой при регистрации ФПГ сигнала. На приведенной ФПГ заметны модулирующие колебания, обусловленные дыхательными движениями с частотой, в несколько раз меньшей основной частоты сердечных сокращений (ЧСС).

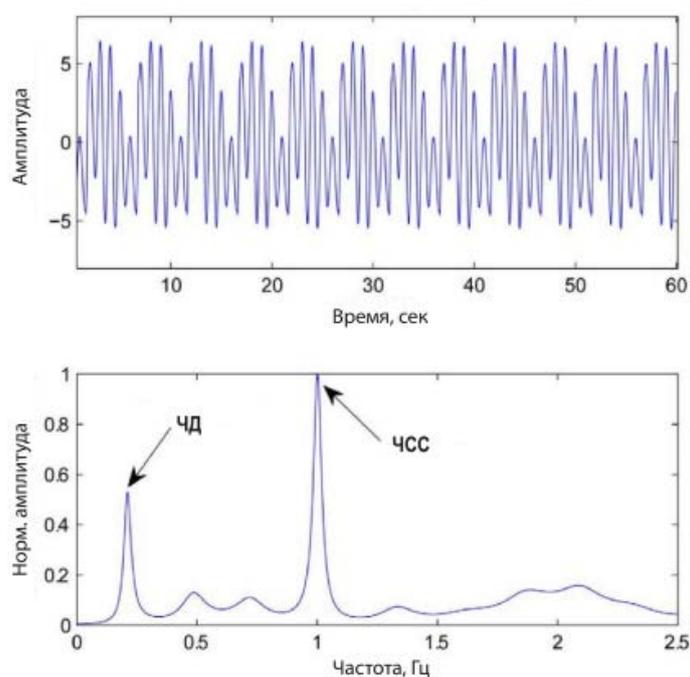


Рис. 4 – Морфологические особенности пульсовой волны: ФПГ (сверху) и спектральная плотность мощности (внизу) [авторская разработка]

Рассмотри три метода фильтрации ФПГ в заданной полосе частот.

#### 1. EMD алгоритм:

Empirical Mode Decomposition (EMD) – метод разложения сигнала на функции, которые получили названия «эмпирические моды» [8]. Метод EMD представляет собой итерационную вычислительную процедуру, в результате

которой исходный сигнал, непрерывный или дискретный, раскладывается на внутренние колебания (IMF–Intrinsic Mode Functions [8]).

После нахождения всех IMF выполняется быстрое преобразование Фурье (БПФ) каждой и складываются те составляющие, в которых максимум амплитуды лежит в нашем диапазоне (0,5 – 10 Гц).

Данная сумма IMF и будет нашим выходным сигналом

## 2. Фильтра Баттерворта 2 порядка:

Преимущество фильтра Баттерворта заключается в плавной, монотонно убывающей частотной характеристике в переходной области, именно из-за этих особенностей он и выбран для анализа.

## 3. Вейвлет-анализ:

После выполнения вейвлет-преобразования сигнал представлен в виде набора коэффициентов (базовый вейвлет – вейвлет Морзе), каждый из которых отражает вклад соответствующего вейвлета в исходный сигнал. Для фильтрации сигнала выбраны только те коэффициенты, которые соответствуют частотам в нашем диапазоне, и затем выполняется обратное вейвлет-преобразование для восстановления сигнала.

После фильтрации вычисляются временные промежутки для каждого из двадцати одного параметра (рисунок 1). Синтезируется ИНС на основе алгоритма Левенберга-Марквардта и выполняется ее обучение, далее тестирование для оценки СКО АД.

Данный метод оптимизации направлен на решение задач о наименьших квадратах, а также он превосходит по производительности метод наискорейшего спуска и другие методы сопряженных градиентов.

Этот алгоритм решает задачу нелинейной минимизации методом наименьших квадратов. Это означает, что функция, которую необходимо минимизировать, выглядит следующим образом (1):

$$f(x) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^m r_j^2(x), \quad (1)$$

где  $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  – вектор, а  $r_j$  – функция отображения из  $R^n$  в  $R$ .

На основе алгоритма Левенберга-Марквардта спроектирована ИНС для нашей задачи в математическом пакете MATLAB с библиотекой Deep Learning Toolbox, ее архитектура была представлена на рисунке 5.

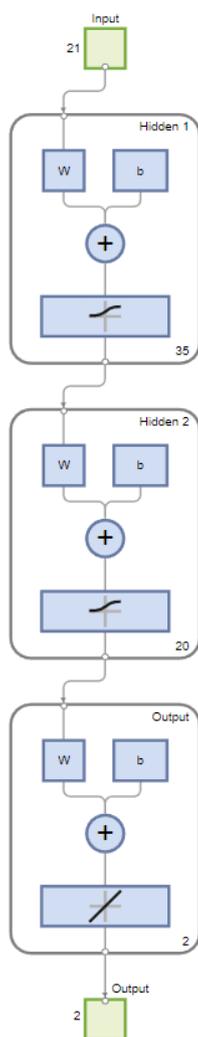


Рис.5 – Структура нейронной сети для распознавания типа наземной техники  
[авторская разработка]

В общей сложности идентифицировано более 15000 отдельных сердечных сокращений ФПГ с соответствующими значениями АД для разных людей

и в разные моменты времени. Для обучения ИНС использованы 70% данных, 15% – для этапа валидации и 15% – для тестирования.

Было обучено несколько ИНС для сравнения какой из алгоритмов фильтрации предпочтительнее. На рисунках 6, 7 показаны гистограммы ошибок, рассчитанных как разница между эталонным систолическим/диастолическим давлениями и оценочными значениями для EMD-фильтрации.

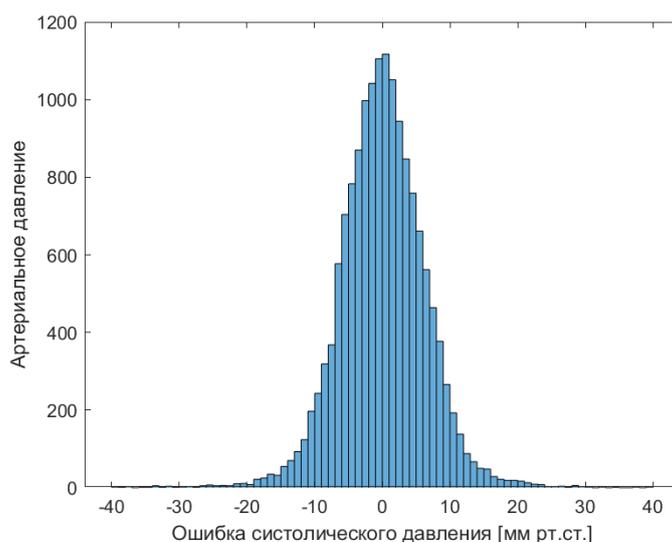


Рис.6 – Гистограмма абсолютных ошибок для оценки САД для EMD [авторская разработка]

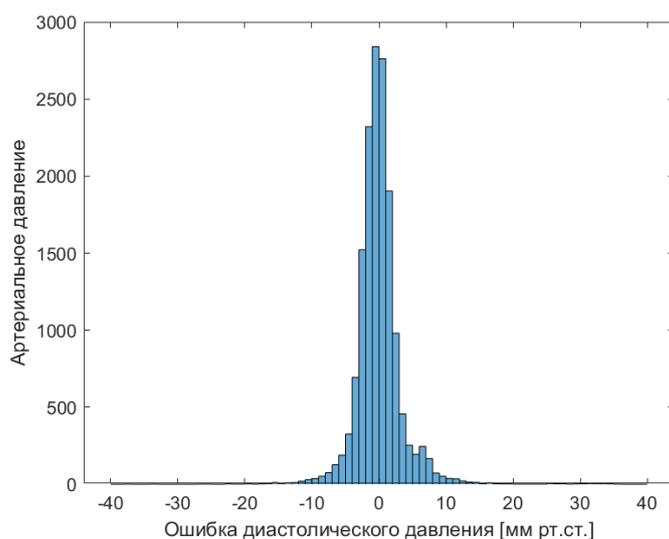


Рис.7 – Гистограмма абсолютных ошибок для оценки ДАД для EMD [авторская разработка]

Абсолютная погрешность  $e$  (2).

$$e = |BP_{est} - BP| \quad (2)$$

,где  $BP_{est}$  расчетное систолической/диастолической составляющей.

В таблице 2 показаны результаты вышеуказанных экспериментов с тестовой базой данных, представленные в виде математического ожидания и СКО абсолютной ошибки  $e$  среди эталонных САД/ДАД и оценочных значений.

Таблица 2 – Результат работы алгоритма по всем записям (математическое ожидание  $\pm$  СКО)

Алгоритм	САД	ДАД
	<b><math>e</math>, мм. рт. ст.</b>	
EMD	4,21 $\pm$ 4,15	2,01 $\pm$ 2,15
Вейвлет	4,59 $\pm$ 4,22	2,12 $\pm$ 2,45
ЦФ Баттерворта	4,94 $\pm$ 4,40	2,22 $\pm$ 2,69

Экспериментальные результаты для каждого вида фильтрации подтверждают корректность предложенного метода. Согласно американским национальным стандартам Ассоциации по развитию медицинского приборостроения [9], средняя абсолютная разница между прибором и ртутным стандартным сфигмоманометром должна составлять менее 5 мм рт.ст., а СКО – менее 8 мм рт.ст.

Как мы видим, ЦФ Баттерворта показал наихудший результат, но в тоже время он является самым дешевым, что для случая носимых устройств является удовлетворительным. Для случая, когда доступны значительные вычислительные ресурсы следует использовать EMD фильтрацию.

Исследуем какое количество нейронов будет оптимальным по производительности ИНС для случая EMD фильтрации. На рисунке 8 показана производительность таких ИНС, рассчитанная как СКО.

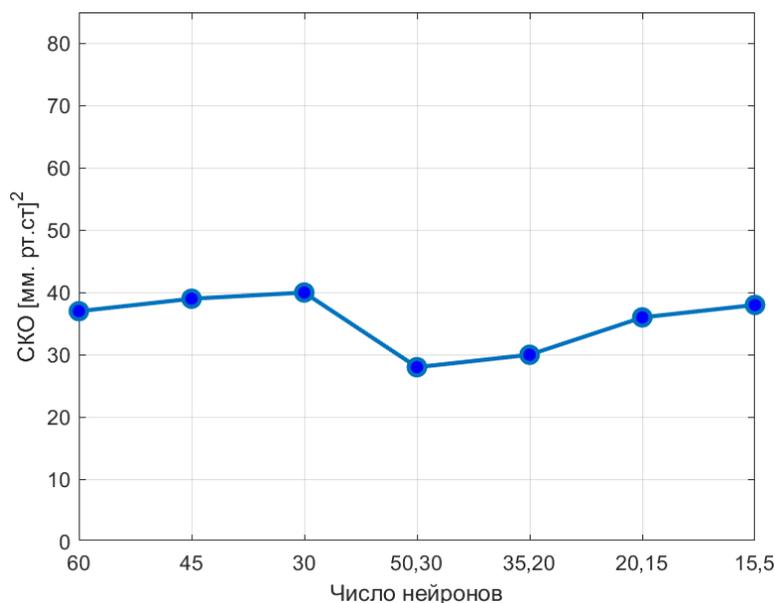


Рис. 8 – Производительность ИНС от количества нейронов [авторская разработка]

Оптимальная архитектура – {35, 20} с двумя скрытыми слоями – 35 нейронов на первом скрытом слое и 20 на втором. Даже если производительность ИНС с {50, 30} скрытыми нейронами немного лучше, количество вычислений на этапе использования становится очень высоким.

Был предложен метод неинвазивной оценки артериального давления по сигналу ФПГ. Это делается с использованием ИНС с прямой связью с двумя скрытыми слоями, с 35 нейронами на первом слое и 20 нейронами на втором. Для обучения ИНС использовалась база данных MIMIC, а всего было проанализировано более 15000 пульсовых волн, и из каждой из них был извлечен 21 параметр. Полученные результаты приведены в таблице 2, анализ которых позволяет сделать вывод, что по американским национальным стандартам Ассоциации содействия развитию медицинского инструментария, где максимально допустимые погрешности составляют  $5 \pm 8$  мм рт.ст, предложенный алгоритм соответствует. Дальнейшее исследование направлено на оптимизацию предлагаемого метода с целью его реализации на носимых устройствах, позволяющего быстро и просто оценивать АД в любом месте и в любое время.

**Библиографический список:**

1. J. Allen, “Photoplethysmography and its application in clinical physiological measurement,” *Physiological Measurement*, vol. 28, no. 3, pp. R1–R39, 2007. <https://doi.org/10.1088/0967-3334/28/3/R01>
2. World Health Organization, *World health statistics 2019: monitoring health for the SDGs sustainable development goals*. World Health Organisation, 2019, vol. 3, no. 2. <https://apps.who.int/iris/handle/10665/324835>
3. J. He and P. K. Whelton, “Elevated systolic blood pressure and risk of cardiovascular and renal disease: Overview of evidence from observational epidemiologic studies and randomized controlled trials,” *American Heart Journal*, vol. 138, no. 3 II, pp. 12–17, 1999. [https://doi.org/10.1016/s0002-8703\(99\)70312-1](https://doi.org/10.1016/s0002-8703(99)70312-1)
4. L. A. Geddes, *Handbook of Blood Pressure Measurement*, 1st ed. Humana Press, 1991. <https://doi.org/10.1007/978-1-4684-7170-0>
5. B. Gribbin, A. Steptoe, and P. Sleight, “Pulse Wave Velocity as a Measure of Blood Pressure Change,” *Psychophysiology*, vol. 13, no. 1, pp. 86–90, jan 1976. <https://doi.org/10.1111/j.1469-8986.1976.tb03344.x>
6. M. Hosanee et al., “Cuffless single-site photoplethysmography for blood pressure monitoring,” *Journal of Clinical Medicine*, vol. 9, no. 3, p. 723, 2020. <https://doi.org/10.3390/jcm9030723>
7. Лапитан Д.Г., Глазков А.А., Рогаткин Д.А. Влияние параметров цифровой фильтрации на форму пульсовой волны в фотоплетизмографии на отражение // *Биомедицинская радиоэлектроника*. 2021. Т. 24. № 3. С. 37–47. DOI: <https://doi.org/10.18127/j15604136-202103-04>
8. Huang, et al, The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for non-linear and non-stationary time series analysis.// *Proc. R. Soc. Lond. A.* // 1998.vol. 454, pp. 903—995.

9. American National Standard for Electronic or Automated sphygmomanometers: ANSI/AAMI SP10, Arlington, VA: Association for the Advancement of Medical Instrumentation, 1992.

*Оригинальность 93%*