UDC: 004.8; 004.9; 004.93 DOI: https://doi.org/10.15407/jai2022.01.203

THE SYSTEM OF PERSONAL EARLY NON-INVASIVE DIAGNOSIS OF CARDIAC CONDITIONS AS AN ELEMENT OF THE CYBER PHYSICAL SYSTEM

V. Hrytsyk[1], I. Danych [2]
[1,2]Lviv Polytechnic National University
28a Bandery St., Building 5, Room 801, 79012, Ukraine
Volodymyr.V.Hrytsyk@lpnu.ua

[1] https://orcid.org/0000-0002-9696-5805
[2] https://orcid.org/0000-0003-2533-2039

Abstract. In the 21st century, the most common cause of death in the developed countries is cardio. The Covid'19 pandemic only confirms this claim that the circulatory system and the heart are possible. That is why, even during a pandemic, the quality of cardio remains paramount. The significant cost of solving each element of these problems is the main driver of the idea of developing the ideology of preliminary diagnostics, as it allows you to more quickly (and therefore more effectively) respond to problems. In addition, today in Ukraine (and in the world as well) the cost of medical care is growing rapidly and not every society can afford to pay for medical services according to the usual rules of 20th century. One of the solutions that Ukraine is familiar with is that the pressure measurement is now done independently, and not an ambulance is called (doctor, nurse / brother, driver). The authors set themselves the task of exploring the following possibility in the problem of preliminary diagnostics to reduce the burden on the medical system. The aim of the work is to test the hypothesis of the possibility of early detection of cardio abnormalities by developing / creating an individual mobile device for preliminary diagnosis of the condition. In particular, on the example of monitoring the most common problem, rapid early diagnosis based on cardio signals. The main advantage of using the studied approach is the possibility of early diagnosis (rapid response) to complications, which is read by the sensor and analyzed by the analytical system (monitoring system). A basic study and experimentally tested the basic hypotheses are presented in the paper. The level and number of basic tasks that need to be solved to achieve the ultimate goal are checked. The basic concept of a personal intellectual advisor is tested. The results obtained during the experiments are visualized.

Keywords: mobile, private, data acquisition devices, medical care, machine learning.

СИСТЕМА ОСОБИСТОЇ РАННЬОЇ НЕІНВАЗІЙНОЇ ДІАГНОСТИКИ КАРДІОСТАНІВ ЯК ЕЛЕМЕНТ КІБЕРФІЗИЧНОЇ СИСТЕМИ

В. В. Грицик[1], І. М. Данич[2]
[1,2] Національний університет «Львівська політехніка»
вул. Степана Бандери, 12, м.Львів, Україна, 79013
Volodymyr.V.Hrytsyk@lpnu.ua

[1] https://orcid.org/0000-0002-9696-5805
[2] https://orcid.org/0000-0003-2533-2039

Анотація. У XXI-му столітті однією з найбільш поширених проблем смертності у розвинутих країнах є проблеми, пов'язані із кардіо. Пандемія Covid-19 тільки підтверджує це твердження, оскільки побічні ускладнення – це кровоносна система та серце. Окрім того, навіть у час пандемії смертність від кардіо залишається на першому місці. Значна вартість вирішення кожного елементу зі згаданих проблем є основним рушієм ідеї розробки ідеології попередньої діагностики, оскільки дозволяє швидше (отже ефективніше) реагувати на виникнення проблем. Окрім того, сьогодні в Україні (і у світі теж) надшвидкими темпами зростає вартість медичного обслуговування і не кожне суспільство може собі дозволити оплачувати медичні послуги за звичними в XX-му столітті правилами. Одним з рішень, з яким знайома Україна (вимірювання тиску), тепер робиться самостійно, а не викликається бригада швидкої допомоги (лікар, медсестра/брат, водій). Автори поставили перед собою задачу дослідити наступну можливість в задачі попередньої діагностики для зменшення навантаження на медичну систему. Метою роботи є перевірка гіпотези можливості раннього виявлення кардіовідхилень шляхом розробки/створення індивідуального мобільного пристрою попередньої діагностики стану. Зокрема, на прикладі моніторингу найбільш поширеної проблеми швидкої ранньої діагностики на основі кардіосигналів. Головною перевагою застосування досліджуваного підходу є можливість ранньої діагностики

(швидкого реагування) на ускладнення, що зчитується давачем та аналізується аналітичною системою (системою моніторингу). У роботі показано базове дослідження та експериментально перевірено базові гіпотези. Перевірено рівень і кількість базових задач, які потрібно вирішити для досягнення кінцевої мети. Перевірено базову концепцію персонального інтелектуального радника. Візуалізовано результати, які отримано під час експериментів.

Ключові слова: мобільні, персональні, пристрої відбору даних, медичне обслуговування, машинне навчання.

Вступ

Метою роботи є перевірка гіпотези можливості раннього виявлення кардіовідхилень шляхом розробки/створення індивідуального мобільного пристрою попередньої діагностики стану на базі інтелектуального радника [17]. Зокрема, на прикладі моніторингу найбільш поширеної проблеми – швидкої ранньої діагностики на основі кардіосигналів.

Аналіз останніх досліджень і публікацій

За даними Всесвітньої організації охорони здоров'я (ВООЗ), серцево-судинні захворювання (ССЗ) є провідною причиною смерті у всьому світі. Близько 17,9 мільйонів людей померли від серцево-судинних захворювань у 2016 році, переважно від серцевих захворювань та інсульту [1]. Щороку їх кількість продовжує зростати. Тому артеріальний тиск (АТ) був потенційним фактором ризику серцево-судинних захворювань. Вимірювання АТ є одним з найбільш корисних параметрів для ранньої діагностики, профілактики та лікування серцево-судинних захворювань [2]. Аномальний АТ є потужною проблемою, яка спричиняє інсульти, інфаркти та ниркову недостатність [3-5]. І зі збільшенням продовжуваності життя проблема стабілізації показників буде тільки наростати.

Вибухове зростання розвитку та комерційного впровадження у сфері медицини та систем штучного інтелекту від людських комунікацій, глобалізації ринків праці до розширення Інтернету розумних речей та Індустрії 4.0 разом зі зростанням продовжуваності життя призвело (стимулює попит на збільшення швидкості) до неконтрольованого збільшення потоку інформації, яку необхідно опрацювати в режимі реального часу. Кібертероризм вносить додаткові проблеми в процеси передачі, отримання, обробки великих наборів даних. Пандемія Covid-19 та мутацій вірусу ще більше зменшують можливості традиційної медичної допомоги та показують, що рух людських потоків став настільки динамічним, що необхідні нові підходи не тільки для подолання Covid-19, а й у вирішенні стандартних медичних рішень. Хіміотерапія разом з променевою терапією та оперативним втручанням покращує виживання хворих раком [7]. Однак, застосування «важких» терапевтичних (хімічних) препаратів, у тому числі антибіотиків, має кардіотоксичну дію, що викликає незворотні процеси кардіоміцинів аж до розвитку апоптозу. Дороговизна вирішення кожного елементу зі згаданих проблем є основним рушієм ідеї розробки ідеології переддіагностики, оскільки дозволяє швидше (отже, ефективніше) реагувати на виникнення проблем.

Інтеграція елементів систем штучного інтелекту у системи підтримки життєдіяльності сьогодні є головною тенденцією на ринку мобільних пристроїв. Особливо це стосується автоматизованих систем розпізнавання та класифікації у кіберфізичних системах [8-10]. Таким чином, ми підходимо до потреби впровадження нових рішень у діагностиці критичних захворювань.

Постановка задачі

Перевірка можливості/ефективності інтерпретаційного навчання в системах особистої ранньої неінвазійної діагностики карідостанів, які реалізовані на основі недорогих датчиків, систем аналогово-цифрового перетворення, систем подавлення шумів. Розв'язок включає в себе пошук принципової можливості оптимального рішення ціна-якість

попередньої діагностики в персональних системах.

Матеріали та методи

Базові теоретичні відомості про електрокардіограму (ЕКГ).

Електрокардіограма розділена на два основні інтервали: PR-інтервал та QT-інтервал.

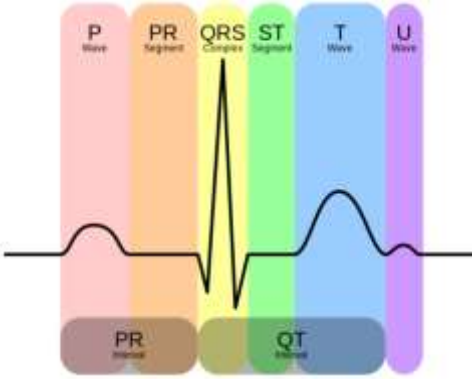

Рис. 1. Загальна схема електрокардіограми

Інтервал PR [11] – це початкова хвиля, що генерується електричним імпульсом, який рухається від правого передсердя до лівого. Праве передсерця – перша камера, яка отримує електричний імпульс. Цей електричний імпульс викликає «деполяризацію» камер. Коли електричний імпульс проходить через верхню частину серця, він викликає скорочення лівого передсердя. У нормі тривалість інтервалу становить від 0.12 до 0.20 секунди [12].

Інтервал QT [11] – включає в собі фрагмент QRS, під час якого обидва шлуночки починають перекачуватись. Правий шлуночок починає перекачувати дезоксигеновану кров у легені через ліву та праву легеневі артерії. Лівий шлуночок також починає перекачувати свіжу кисневу кров через аорту в решту тіла.

Після початкового скорочення настає сегмент ST. Електрично сегмент ST досить тихий, оскільки це час, коли шлуночки чекають на "повторну поляризацію". Нарешті зубець T стає присутнім для активної «релаксації» або розслаблення шлуночків. Ця фаза розслаблення скидає шлуночки, щоб знову заповнити їх передсердями.

Для дослідження можливості відбору даних було обрано найбільш поширений аналоговий інтегрований блок вимірювання серцевого ритму AD8232 [11-16]. Датчик використовується для вимірювання електричної активності серця. Ця електрична активність може бути візуалізована/представлена як ЕКГ.

AD8232 застосовується для вимірювання біопотенціалу. Він призначений для вилучення, посилення та фільтрації невеликих сигналів біопотенціалу за наявності завад, таких як ті, що створюються рухом або віддаленим розміщенням електродів. Блок AD8232 живиться напругою 3.3 V і має контакт для вмикання та вимикання живлення.

Важливою особливістю інтегрованого блоку AD8232 є те, що електроди під’єднуються до самого модулю через 3.5 мм Jack-роз’єм. Це спрощує використання, оскільки у будь-який момент часу можна від’єднати електроди від модуля.

Більш детальні технічні характеристики датчика можна прочитати в офіційній документації [13]. Датчик не рекомендовано використовувати як медичне обладнання.

Для проведення експерименту використовувалась плата Arduino UNO. Вигляд плати зверху показаний на рис. 2. Вигляд зверху датчика AD8232 показаний на рис. 3.

Рис. 2. Плата Arduino. Вигляд зверху

Перелік контактів датчика:

GND – земля

3.3V – плюс на 3.3 вольта

OUTPUT – відповідає за сингал з електродів.

L0- – детектор електродів (-)

L0+ – детектор електродів (+)

SDN – контакт контролю живлення датчика.

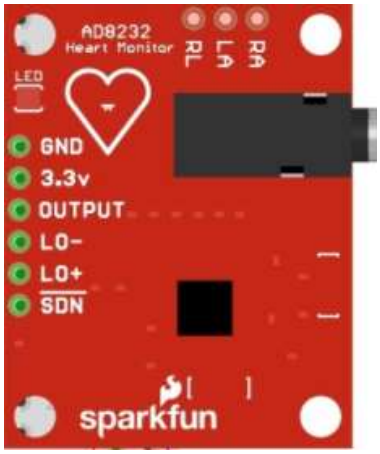

Рис. 3. Датчик AD8232. Вигляд зверху

Підключення датчика відбувається наступним чином. Контакт датчика GND та 3.3V під'єднуємо до відповідного контакта на платі. OUTPUT до нульового аналогово виходу (A0). L0- та L0+ відповідно до цифрових пінів 11 та 10. Контакт SDN в даному експерименті не використовувався.

Електроди під'єднаємо відповідно до позначень на них. У нашому випадку використана схема зображена на рис. 4.

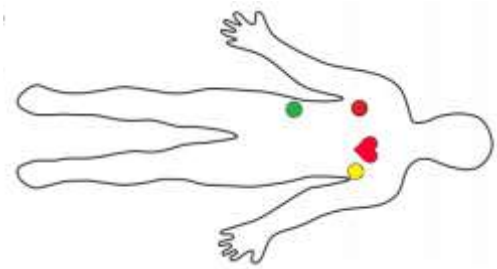

Рис. 4. Схема підключення електродів

Програмний код для тестування взятий із офіційного розробника датчика [14] та поданий з коментарями у додатку А.

У коді існує простенька індикації підключення електродів, для цього зчитуються дані із входів L0- та L0+, якщо на одному з виходів є напруга, то електроди або не підключені, або мають поганий контакт з тілом. У разі, якщо на контакті L0- та L0+ немає напруги, то можна знімати дані з датчика.

Для побудови самого графіка ЕКГ використовуються дані з аналогового входу A0. З AD8232 ми отримуємо означення від 0 до 1024. Отримане значення виводимо у потік даних.

Вище описані дії виконують у циклі з інтервалом в одну мілісекунду. Для виведення графіка використовується інструмент «Плотер по послідовному підключенню», який міститься у Arduino IDE. Він будує графік залежності виходу датчика A0 від часу.

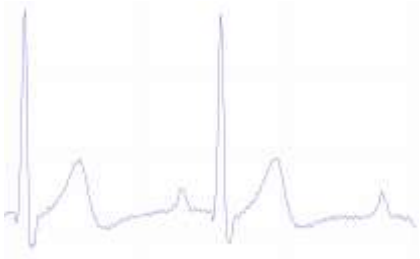

Рис. 5. Приклад знятої ЕКГ

На рис. 5 подано приклад знятої ЕКГ. На рис. 5 можна виділити кожен фрагмент ЕКГ, які були подані на рис. 1.

Сигнал містить певний рівень шуму, який може бути пов'язаний із живленням плати від ноутбука. Тому в подальших експериментах буде досліджено застосування AD8232 з автономним живленням.

Аналітичні дослідження системи розпізнавання і класифікації станів проведені на основі спеціально спроєктованої глибокої нейронної мережі. Для навчання було використано 48 півгодинних уривків бази даних Массачусетського технологічного інституту. База даних отримана у 47-ми досліджуваних Лабораторією аритмії BIH між 1975 і 1979 рр. Двадцять три записи були обрані випадковим чином із набору 4000 24-годинних амбулаторних записів ЕКГ, зібраних у змішаного населення стаціонарних пацієнтів (близько 60%) та амбулаторних пацієнтів (близько 40%) у бостонській лікарні Бет-Ізраїль; решта 25 записів були вибрані з того ж набору для включення менш поширених, але клінічно значущих аритмій, які не були б добре представлені в невеликій випадковій вибірці [15].

Розподіл класів по набору даних нерівномірний. Як було вказано в описі, було відібрано специфічні типи аритмії, які мають клінічне значення. Нижче поданий перелік класів та розподіл записів по них.

Таблиця 2.1. Перелік класів в наборі даних

Позначення	Назва	Кількість записів
N – 0	Non-exotic beats	72471
S – 1	Supraventricular ectopic beats	6431
V – 2	Ventricular ectopic beats	5788
F – 3	Fusion Beats	2223
Q – 4	Unknown Beats	641

Кожний запис містить *к* значень, в яких перші *к-1* лежать в діапазоні від *0* до *1*, а останнє *к*-те значення - це мітка класу.

Візуалізуємо запис з кожного класу

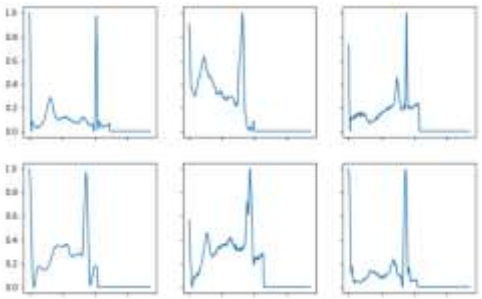

Рис. 6. Клас неекотичних ударів (N, Non-ecotic beats)

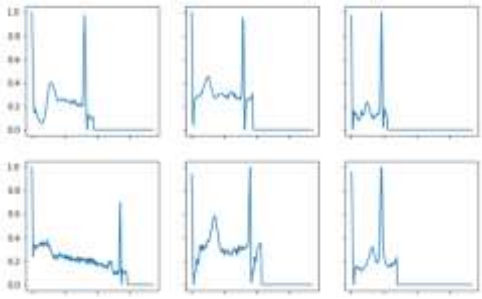

Рис. 7. Клас ударів поза шлуночками (S, Supraventricular ectopic beats)

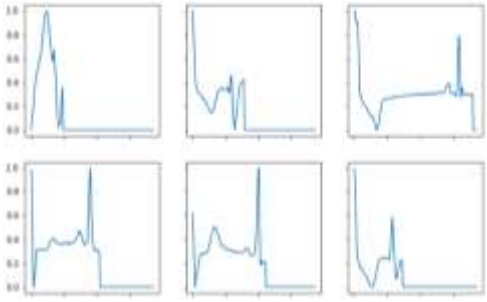

Рис. 8. Клас ектопічних ударів шлуночків (V, Ventricular ectopic beats)

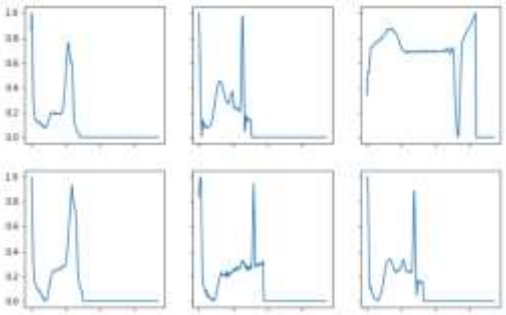

Рис. 9. Змішаний клас (F, Fusion Beats)

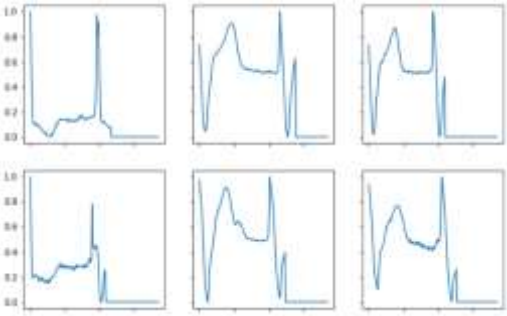

Рис. 10. Невизначений клас (Q, Unknown Beats)

Експеримент

Оцінка якості

Якщо порівняти сегмент QRS отриманої ЕКГ з різними класами з бази даних, то можна відкинути клас Q, оскільки він або не містить чітко вираженого кінця сегменту, або має занадто виражений кінець. Також можна відкинути клас F, в якого сегмент QRS зазвичай має плавний характер.

З іншими класами трохи важче, оскільки вони мають не такі чітко виражені сегменти, тому потребують більшої підготовки.

Узагальнена візуалізація експерименту

Протягом експерименту було знято чотири типи узагальненої ЕКГ для людей з різною вагою. Варто зауважити, що в найкращих умовах було знято ЕКГ типу №1: узагальнений експеримент було знято у лежачому положенні. Усі інші ЕКГ були зняті у положенні сидячи (рис.11-15).

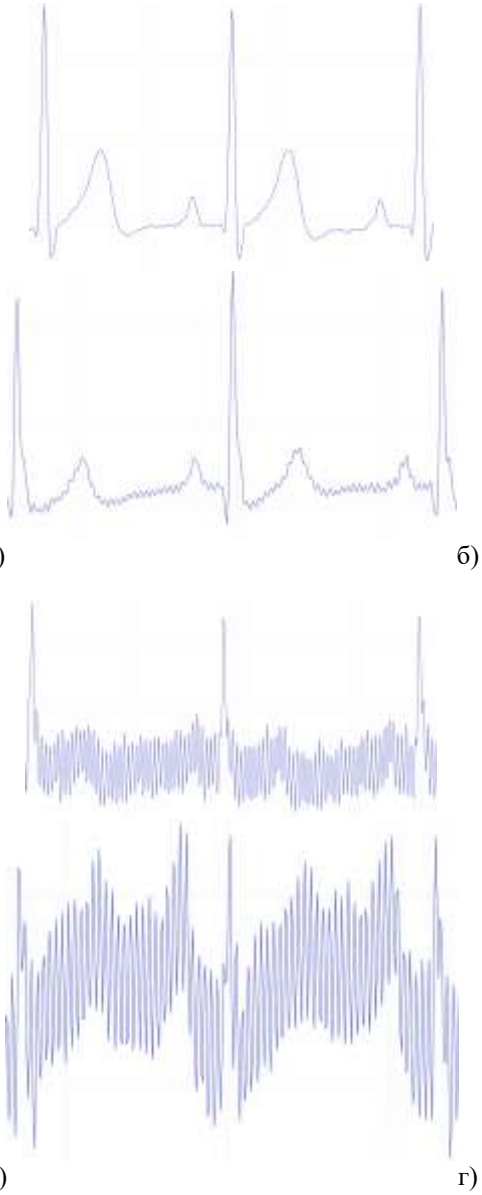

Рис. 11. а) Знята ЕКГ № 1. Вага 72 кілограми.
б) Знята ЕКГ № 2. Вага 60 кілограмів.
в) Знята ЕКГ № 3. Вага 80 кілограмів.
г) Знята ЕКГ № 4. Вага 100 кілограмів.

Експерименти показують, що при збільшенні ваги якість даних знижується. Тому цей датчик не підходить до людей з надлишковою вагою.

Проаналізуємо отримані результати. Аналізувати будемо тільки першу та другу ЕКГ, оскільки третя та четверта мають занадто погану якість.

Для початку потрібно вирізати потрібний фрагмент із записаної ЕКГ. Усі записи у базі даних починаються із середини сегменту QRS та закінчуються на сегменті ST.

Рис. 12. Вирізаний фрагмент з ЕКГ № 1

Рис. 13. Вирізаний фрагмент з ЕКГ № 2

Нормалізуємо дані. Для візуалізації такого набору використовується наступний підхід: *x* дорівнює номеру частини запису, а *y* дорівнює значенню частини (від 0 до 1).

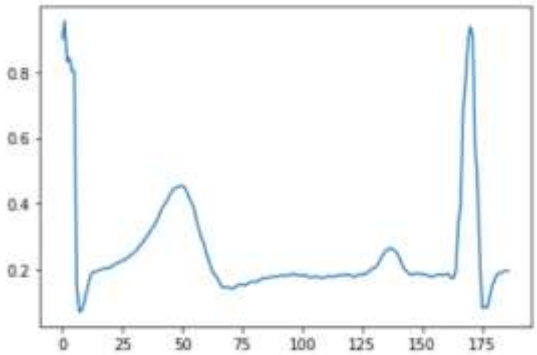

Рис. 14. Підготовлений фрагмент ЕКГ № 1

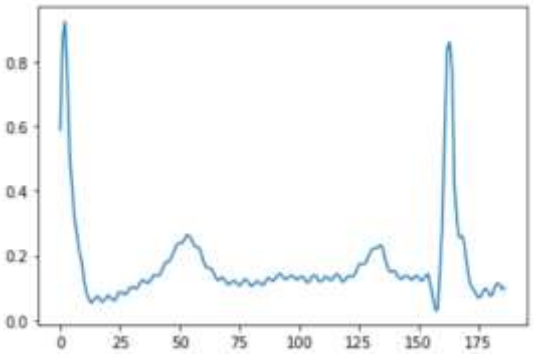

Рис. 15. Підготовлений фрагмент ЕКГ № 2

Результат: класифікувати обидва фрагменти як N – клас, тобто без відхилень.

Висновок

У роботі перевірено гіпотезу застосування недорогих мобільних пристроїв для встановлення передінфарктних станів. За допомогою серії експериментів було встановлено:

- ефективність запропонованої концепції для використання у такому типі задач;
- ідентифіковано проблему ціна-якість: підбір елементної бази, зокрема датчиків відбору даних, може здійснюватися як за принципом вагових категорій;
- для дешевих мобільних рішень потрібно розв'язати задачу подавлення техногенних шумів, оскільки при експериментах розподілене живлення призводило до зменшення шумів на відміну від централізованого. Додаткові шуми виникали при під'єднанні ноутбука, який живив систему через USB-порт, до живлення з мережі.

References

1. Chen Chen1, Chen Qin, Huaqi Qiu1, Giacomo Tarroni, Jinming Duan, Wenjia Bai and Daniel Rueckert. Deep Learning for Cardiac Image Segmentation: A Review // rontiers in cardiovacular medicine. March 2020. doi: 10.3389/fcvm.2020.00025.
2. Syed Ghufran Khalid , Jufen Zhang, Fei Chen, Dingchang Zheng 'Blood Pressure Estimation Using Photoplethysmography Only: Comparison between Different Machine Learning Approaches' // Hindawi Journal of Healthcare Engineering Volume 2018, Article ID 1548647, 13 pages (https://doi.org/10.1155/2018/1548647).
3. C. Höcht, "Blood pressure variability: prognostic value and therapeutic implications," ISRN Hypertension, vol. 2013, Article ID 398485, 16 pages, 2013.
4. De La Sierra, "Ambulatory blood pressure monitoring is a useful tool for all patients," Hipertens Riesgo vascular, vol. 34, no. 1, pp. 45–49, 2017.
5. D. Buxi, J. M. Redoute, and M. R. Yuce, "Cuffless blood pressure estimation from the carotid pulse arrival time using continuous wave radar," in Proceedings of Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, IEEE Engineering in Medicine and Biology Society Annual Conference, pp. 5704–5707, Milano, Italy, August 2015.
6. Cynthia Rudin. Stop explaining black box machine learning models for high stakes decisions and use interpretable models instead // Nature Machine Intelligence | 210 VOL 1 | MAY 2019 | 206–215 www.nature.com/natmachintell.
7. Saydova M.A., Avalian A.A., Oshchepkova E.V. y dr. Sravnytelnыe vozmozhnosty metoda spekl-trekynh-эkhokardyohrafyy v dvumernom y trekhmernom rezhymakh v vыiavlenyy subklynycheskoi kardyotoksychnosty u bolnыkh rakom molochnoi zhelezы. Terapevtycheskyi arkhyv. 2020; 92 (12): 142–147. DOI: 10.26442/00403660.2020.12.200431.
8. V. Hrytsyk, A. Hrondzal. Model audio-vizualnoho spryiniattia// MK – ISDMCI2015. - Conference Proceedings. - Kherson: KNTU, 2015. – 51-53p.
9. V. Hrytsyk, A. Grondzal, A. Bilenkyj,. Augmented reality for people with disabilities // Proceedings of the International Conference on Computer Sciences and Information Technologies, CSIT'2015.
10. V. Hrytsyk, S. Krivtsov. Doslidzhennia kohnityvnykh vlastyvostei shtuchnykh neironnykh merezh // NAN U. In-t problem modeliuvannia v enerhetytsi. – Modeliuvannia ta informatsiini tekhnolohii. – Vyp№72. – 2014. – s.124-195.
11. https://www.sparkfun.com/products/12650.
12. https://cdn.sparkfun.com/datasheets/Sensors/Biometric/AD8232.pdf.
13. https://learn.sparkfun.com/tutorials/ad8232-heart-rate-monitor-hookup-guide/all.
14. https://litfl.com/pr-interval-ecg-library/.
15. https://github.com/sparkfun/AD8232_Heart_Rate_Monitor/blob/master/Software/Heart_Rate_Display_Arduino/Heart_Rate_Display_Arduino.ino#L47.
16. https://www.physionet.org/content/mitdb/1.0.0/.
17. https://udcsummary.info/php/index.php?id=13358&lang=uk.

Література

1. Chen Chen1, Chen Qin, Huaqi Qiu1, Giacomo Tarroni, Jinming Duan, Wenjia Bai and Daniel Rueckert. Deep Learning for Cardiac Image Segmentation: A Review // rontiers in cardiovacular medicine. March 2020. doi: 10.3389/fcvm.2020.00025.
2. Syed Ghufran Khalid , Jufen Zhang, Fei Chen, Dingchang Zheng 'Blood Pressure Estimation Using Photoplethysmography Only: Comparison between Different Machine Learning Approaches' // Hindawi Journal of

Healthcare Engineering Volume 2018, Article ID 1548647, 13 pages, (https://doi.org/10.1155/2018/1548647).
3. C. Höcht, "Blood pressure variability: prognostic value and therapeutic implications," ISRN Hypertension, vol. 2013, Article ID 398485, 16 pages, 2013.
4. De La Sierra, "Ambulatory blood pressure monitoring is a useful tool for all patients," Hipertens Riesgo vascular, vol. 34, no. 1, pp. 45–49, 2017.
5. D. Buxi, J. M. Redoute, and M. R. Yuce, "Cuffless blood pressure estimation from the carotid pulse arrival time using continuous wave radar," in Proceedings of Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, IEEE Engineering in Medicine and Biology Society Annual Conference, pp. 5704–5707, Milano, Italy, August 2015.
6. Cynthia Rudin. Stop explaining black box machine learning models for high stakes decisions and use interpretable models instead // Nature Machine Intelligence | 210 VOL 1 | MAY 2019 | 206–215 www.nature.com/natmachintell.
7. Саидова М. А., Авалян А. А., Ощепкова Е.В. и др. Сравнительные возможности метода спекл-трекинг-эхокардиографии в двумерном и трехмерном режимах в выявлении субклинической кардио-токсичности у больных раком молочной железы. Терапевтический архив. 2020; 92 (12): 142–147. DOI: 10.26442/00403660.2020.12.200431.
8. В. Грицик, А. Грондзаль. Модель аудіо-візуального сприйняття// МК – ISDMCI'2015. - Conference Proceedings. - Kherson: KNTU, 2015. – 51-53p.
9. V. Hrytsyk, A. Grondzal, A. Bilenkyj,. Augmented reality for people with disabilities // Proceedings of the International Conference on Computer Sciences and Information Technologies, CSIT'2015.
10. В. Грицик, С. Крівцов. Дослідження когнітивних властивостей штучних нейронних мереж // НАН У. Ін-т проблем моделювання в енергетиці. – Моделювання та інформаційні технології. – Вип. № 72. – 2014. – с.124-195.
11. https://www.sparkfun.com/products/12650.
12. https://cdn.sparkfun.com/datasheets/Sensors/Biometric/AD8232.pdf.
13. https://learn.sparkfun.com/tutorials/ad8232-heart-rate-monitor-hookup-guide/all.
14. https://litfl.com/pr-interval-ecg-library/.
15. https://github.com/sparkfun/AD8232_Heart_Rate_Monitor/blob/master/Software/Heart_Rate_Display_Arduino/Heart_Rate_Display_Arduino.ino#L47.
16. https://www.physionet.org/content/mitdb/1.0.0/.
17. https://udcsummary.info/php/index.php?id=13358&lang=uk.

Стаття надійшла до редакції 29.01.22
Після обробки 15.02.22