

УДК 004.4, 004.6, 004.942, 004.021: 519.6, 616.12

<https://doi.org/10.17721/1812-5409.2021/1.14>

А. Яворський¹, аспірант

A. Yavorskyi¹, PhD student

Аналіз та обробка сигналів кардіограми у реальному часі

Real-Time Analysis and Processing of Cardiogram Signals

Київський національний університет імені
Тараса Шевченка, Україна, 03022, м.Київ,
просп. Академіка Глушкова, 4Д, 03022
e-mail: andrii.yavorskyi@gmail.com

Taras Shevchenko National University of Kyiv,
4D, Academician Glushkov ave.,
Kyiv, Ukraine, 03022
e-mail: andrii.yavorskyi@gmail.com

Аналіз сигналів електрокардіограми (ЕКГ) є важливим завданням для збереження та покращення людського життя, оскільки основною причиною смерті є хвороби серця та їх наслідки. У багатьох випадках рання діагностика таких проблем може врятувати і продовжити життя.

У даній роботі розроблено підхід до виявлення фібриляції передсердь у реальному часі, яка є загальною серцевою аритмією. Її важко діагностувати, особливо на ранній стадії – тож потрібне автоматичне та неінвазивне ефективне виявлення в реальному часі, щоб допомогти діагностувати такий тип проблем на ранніх термінах. Своєчасне медичне втручання може врятувати життя. ЕКГ як запис електричної активності серця широко використовується для виявлення різних серцевих вад. У той же час аритмію важко виявити через її нерегулярність, а також через те, що ефективність моделей виявлення залежить від якості даних та проаналізованих характеристик.

Дослідження базується на наборі даних PhysioNet Computing in Cardiology Challenge 2017. Він містить 8528 записів ЕКГ з одним відведенням серцевих ритмів (9-61 сек.). Запропонований метод та натренована математична модель досягають кращих результатів, ніж відомі, водночас, модель є простішою, і, отже, менш енергоємною, щоб бути реалізованою у вбудованому пристрої.

Ключові слова: випадковий ліс, електрокардіограма, ЕКГ, моніторинг стану здоров'я, аналіз ЕКГ в реальному часі, ефективна обробка даних.

Analysis of Electrocardiogram (ECG) signals is an important task to save and enhance human life because a major cause of death is heart disease and the consequences. In many cases, early diagnostics of such problems can save and prolong life.

In this work, we develop and present an approach to the real-time detection of Atrial Fibrillation (AF) Arrhythmia, which is a common cardiac arrhythmia affecting a large number of people. Being undetected, it develops into chronic disability or even early mortality. At the same time, This disease is hard to diagnose, especially in its early stage. A real-time automatic and non-invasive effective detection is needed to help diagnose this kind of health problem early. In-time medical intervention can save human life. ECG as a record of the heart electrical activity is widely used for detecting different heart disabilities. At the same time, AF is hard to detect due to its non-regular nature, and also because the performance of detection models depends largely on the quality of data and careful feature engineering.

The research is based on the dataset from PhysioNet Computing in Cardiology Challenge 2017. It contains 8528 single-lead ECG recordings of short-term heart rhythms (9-61 sec.). Our method and the trained model reach the known state-of-the-art results in this field, but, at the same time, it is much less computationally intensive, and, thus, less power consumptive to be implemented in an embedded device.

Keywords: random forest; electrocardiogram; ECG; healthcare; health monitoring; real-time ECG analysis; ECG features; effective data processing.

Статтю представила к.ф.-м.н., доц. Розора І.В.

Вступ

Як зазначено в [1], завдання моніторингу здоров'я в режимі реального часу є досить актуальним. Водночас більшість проблем зі здоров'ям пов'язані із захворюваннями серцево-судинної системи. Більшість з них можна запобігти за допомогою моніторингу та постійного аналізу з подальшими реакціями на сигнали проблем.

Одним із підходів до контролю за станом здоров'я в цьому контексті є моніторинг серцевої діяльності в реальному часі за допомогою аналізу електрокардіограми (ЕКГ). Конвеєр обробки є наступним: вимірювання ЕКГ-сигналу \rightarrow його обробка та аналіз у реальному часі \rightarrow рекомендації або попередження або попередження. Ця обробка та аналіз не повинні споживати багато ресурсів, щоб забезпечити тривалий час безперервного функціонування, оперативну та надійну роботу пристрою контролю та системи в цілому. Отже, як і для багатьох інших завдань, слід знайти розумний компроміс між якістю результату та обмеженими ресурсами вбудованого пристрою, що означає низьку потужність обробки та низьку ємність акумулятора.

Для розв'язання цієї задачі було розроблено багато методів і прийомів, проте більшість з них ресурсоємні. Більше того, нові методи, зазвичай, стають дедалі більш обчислювально складні. Це означає, що вони працюватимуть на вбудованому електронному пристрої набагато повільніше, споживатимуть більше енергії, і при цьому будуть служити коротший час між зарядженнями акумулятора.

Отже, ми можемо сформулювати цю проблему як задачу обробки даних для вбудованого пристрою.

Аналіз підходів

Щоб розробити підхід до обробки сигналів ЕКГ, слід визначити модель та навчити її на основі наявного набору даних.

Хоча проблема класифікації фібриляції передсердь була виявлена і досліджена вже більше століття тому, якісні загальнодоступні масиви даних було важко знайти з численних причин, включаючи проблеми конфіденційності.

У цьому дослідженні ми використовуємо набір даних PhysioNet / Computing in Cardiology (CinC)

Challenge 2017 з конкурсу для дослідників ЕКГ (<https://physionet.org/content/challenge-2017/1.0.0/>). Цей набір даних був використаний для конкурсу «AF Classification from a Short Single Lead ECG Recording – The PhysioNet Computing in Cardiology Challenge 2017» [2]. PhysioNet / CinC Challenge 2017 мав на меті заохотити розробку алгоритмів для класифікації ЕКГ (переважно тривалістю від 30 сек. до 60 сек.) – а саме, з'ясувати, чи відображає запис нормальний синусовий ритм (Normal), фібриляцію передсердя (AF), альтернативний ритм (Other) або занадто шумний запис, щоб класифікуватися (Noisy).

Тренувальний набір містить 8528 записів ЕКГ тривалістю від 9 секунд до 61 сек. [2]. Записи ЕКГ мають дискретизацію 300 Гц. На рис. 1 показані приклади сигналів ЕКГ (20 сек.) для чотирьох класів із набору даних. Є форми ЕКГ нормального ритму, аритмії, іншого ритму та зашумлених записів.

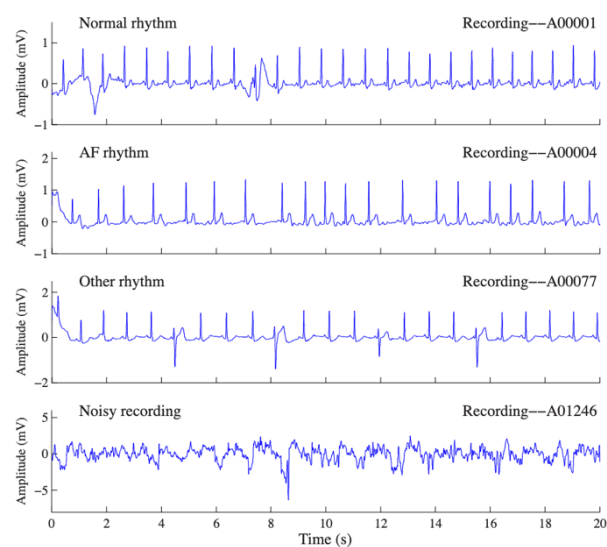


Рис. 1. Приклади записів ЕКГ з набору даних PhysioNet / CinC Challenge 2017

Різні типи серцевих аритмій [3] можна класифікувати за:

- походженням: передсердна аритмія, сполучна вузлова аритмія або шлуночкова аритмія,
- частотою: тахікардія (більше 100 ударів на хвилину у дорослих) або брадикардія (менше 60 ударів на хвилину),
- механізмах: автоматичність, повторний вхід, тригер,

- атривентрикулярному проведенню AV: нормальне, відстрочене, заблоковане,
- тривалості: нетривала (менше 30 сек.) чи постійна (30 сек. і більше).

Фібриляція передсердя (ФП) визначається як «тахіаритмія, що характеризується переважно некоординованою активацією передсердь із наслідком погіршення механічної функції передсердь». ФП є найпоширенішою стійкою серцевою аритмією, яка зустрічається у 1-2% всього населення [3] і пов'язана зі значною смертністю та захворюваністю через пов'язаний ризик смерті, інсульту, госпіталізації, серцевої недостатності та ішемічної хвороби тощо [3]. Багато людей страждають на ФП, і її поширеність зростатиме протягом наступних років [3]. Що ще важливіше, захворюваність на ФП зростає з віком, від менш ніж 0,5% у віці 40-50 років, до 5-15% для 80-річних [3].

Тривалий час діагностика ФП ґрунтувалася на досвіді лікарів щодо читання визначених особливостей ЕКГ, але зараз є набагато більше можливостей використовувати необроблені дані з можливою попередньою обробкою із застосуванням сучасних методів машинного навчання та глибокого навчання [4].

Виявлення ФП залишається проблематичним, оскільки прояви можуть бути епізодичними. Детектори ФП можуть належати до однієї з категорій: методи, засновані на аналізі передсердної активності, або методи аналізу шлуночкової реакції [3]. Детектори ФП на основі аналізу передсердної активності засновані на аналізі відсутності зубців Р або присутності фібриляторних хвиль f в інтервалі TQ.

Попередні дослідження, що стосуються класифікації ФП, як правило, обмежені у застосуванні [2], оскільки

- 1) проводилась лише класифікація нормальних та ритмів ФП,
- 2) ефективність була продемонстрована лише на ретельно відібраних чистих даних,
- 3) окремий набір тестових даних не з цієї вибірки не використовували, або
- 4) використовували лише невелику кількість пацієнтів.

Надійно виявити ФП за одним відведенням ЕКГ досить складно, і широка систематика ритмів ускладнює це. Зокрема, у багатьох ритмів, що не стосуються AF, спостерігаються нерегулярні

інтервали RR, які можуть бути подібними до AF [2].

Сюди ж ми додаємо ще одне обмеження - складність обчислень. Багато моделей, особливо нові та засновані на глибокому навчанні моделі, занадто важкі для тренувань, для повторної підготовки (для популярних підходів до навчання з підкріпленням) та, найголовніше, для наступного регулярного використання. І це ще одне важливе питання.

Для оцінки цього завдання використовується метрика F_1 , яка є середнім значенням F_1 для кожного типу класифікації (1). Правила підрахунку наведено у таблиці 1 та формулах (1)-(3), як показано нижче:

Таблиця 1. Матриця крос-валідації

		Прогноз				
		Normal	AF	Other	Noisy	Разом
Справ- жне зна- чення	Normal	Nn	Na	No	Np	SN
	AF	An	Aa	Ao	Ap	SA
	Other	On	Oa	Oo	Op	SO
	Noisy	Pn	Pa	Po	Pp	SP
	Разом	Sn	Sa	So	Sp	

$$\begin{aligned}
 F_{1n} &= \frac{2 * Nn}{SN + Sn} \\
 F_{1a} &= \frac{2 * Aa}{SA + Sa} \\
 F_{1o} &= \frac{2 * Oo}{SO + So} \\
 F_{1p} &= \frac{2 * Pp}{SP + Sp}
 \end{aligned} \tag{1}$$

У [2] під загальною мірою F_1 розуміють середню з чотирьох (2):

$$F_1 = \frac{F_{1n} + F_{1a} + F_{1o} + F_{1p}}{4} \tag{2}$$

але у більшості подальших робіт [4] загальну міру F_1 рахують по середньому з трьох (3) – окрім зашумлених кардіограм:

$$F_1 = \frac{F_{1n} + F_{1a} + F_{1o}}{3} \tag{3}$$

Сучасні методи (моделі) та їх оцінки F_1 було детально розглянуто у [4]. Узагальнення та відповідні оцінки наведено у таблиці 2.

Таблиця 2. Моделі рішення задачі та їх метрики

Модель Main Technique	Міри F_1 Performance			
	F_{1n}	F_{1a}	F_{1o}	F_1
79 features crafted, classified with XGBoost, RNN and LDA classifier	0.903	0.855	0.736	0.831
491 features crafted, classified with random forest	0.909 (0.905)	0.835 (0.794)	0.734 (0.756)	0.826 (0.818)
150 features crafted, classified with multilevel of AdaBoost	0.916 (0.909)	0.823 (0.797)	0.750 (0.772)	0.829 (0.826)
combine expert feature, centerwave feature and deep feature(based on DNN), classified with XGBoost	0.912	0.813	0.751	0.825
Fine tuned CNN 13 layers	0.920	0.800	0.790	0.830
3 recurrent layers on top of 16 residual blocks	0.919	0.858	0.816	0.864
188 features crafted, classified with AdaBoost	0.910	0.860	0.740	0.825
external data augmentation, ECG transformed to 2D spectrogram by FFT trained and classify with DenseNet	0.910	0.830	0.720	0.820
30 features crafted, classified with decision tree ensemble	0.910	0.820	0.730	0.820
55 features crafted, classified with SVM	0.920	0.820	0.750	0.830
ECG transformed into spectro-temporal data matrix, then trained and classify with DenseNet	0.888	0.796	0.721	0.802

Запропонований метод

Було розроблено наступний метод аналізу. Його етапами є гамільтонова локалізація й визначення R-піків з подальшим аналізом кількох показників (Rhythm, SDNN, RR Moda, AMo, MxDMn, IN). Після цього – підготовка дерева рішень для класифікації ЕКГ за відібраними та попередньо розрахованими показниками.

Розроблений метод дає результати, які мають вищу точність (precision and recall), а міра F_1 складає 0,90 для аритмії, що є більшим, ніж найкращий із відомих раніше (а саме – 0,86) [4].

Для пошуку R-піків використовується алгоритм виявлення комплексу QRS, який був запропонований у [5]. Ідея полягає в скануванні сигналу ЕКГ та оцінці його відповідно до наступного набору правил:

1. Ігнорування усіх піків, що передують чи слідує за великими піками менше ніж на 200 мс.

2. Якщо пік більше порогу знаходження – це QRS комплекс, в іншому випадку – шум.

3. Якщо з моменту останнього знаходження пройшов інтервал, який в 1,5 рази перевищує середній RR інтервал, в цьому інтервалі був пік, який був більший за половину порогу знаходження, і пік слідував за попереднім знайденим піком не менш ніж на 360 мс, відповідно це – QRS комплекс.

4. Поріг знаходження є функцією середнього шуму та середніх пікових значень QRS.

5. Середній пік шуму, середній пік QRS і середній RR інтервал обчислюються як середнє значення останніх восьми значень.

Виявлені R-піки завдяки цьому алгоритму представлені на рис.2

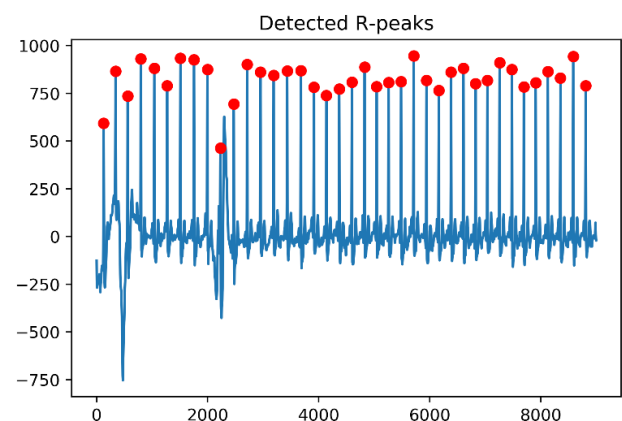
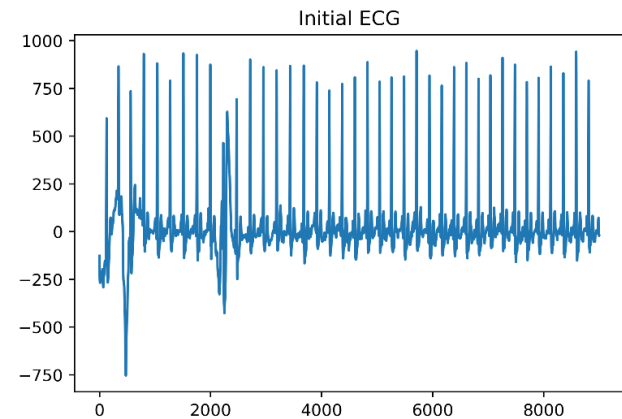


Рис. 2. Локалізація R-піків ЕКГ

Відповідно до отриманих інтервалів RR з виявлених піків R були розраховані наступні ознаки:

1) середнє значення тривалості RR інтервалу (NN),

2) стандартне відхилення повного масиву RR інтервалів (SDNN), що є сумарним ефектом впливу симпатичного та парасимпатичного відділів вегетативної системи на синусів вузол,

3) мода – найбільш імовірне значення тривалості RR інтервалів (Mo), що є найбільш імовірним рівнем функціонування серцево-судинної системи,

4) амплітуда моди (AMo), що є умовним показником активності симпатичної ланки регуляції,

5) розмах – різниця між максимальним та мінімальним значеннями RR інтервалів ($MxDMn$), що є максимальною амплітудою регуляторних впливів,

6) індекс напруги (SI), що є ступенем напруги регуляторних систем,

7) кількість пар послідовних RR інтервалів, які відрізняються більше ніж на 50 мс (NN50),

8) доля NN50, що ділиться на загальну кількість RR інтервалів (pNN50),

9) кількість пар послідовних RR інтервалів, які відрізняються більше ніж на 20 мс (NN20),

10) доля NN20, що ділиться на загальну кількість RR інтервалів (pNN20),

11) медіана (median),

12) асиметрія (skew),

13) ексцес (kurt),

14) перший квартиль (Q1),

15) третій квартиль (Q3),

16) п'ятий перцентиль (P5),

17) дев'яносто-п'ятий перцентиль (P95),

18) міжквартильний розмах – різниця між Q3 і Q1 (IQR),

19) коефіцієнт варіації (CoV),

20) індекс вегетативної рівноваги (VBI) – для визначення відношення симпатичної і парасимпатичної регуляції роботи серця,

21) вегетативний показник серця (VRI) – для оцінки вегетативного балансу (чим менший VRI, тим більше вегетативний баланс зміщений в сторону переважання парасимпатичної регуляції),

22) показник адекватності процесів регуляції (AIoRP) – для виявлення відповідності між рівнем функціонування синусового вузла та симпатичною активністю.

Після цього алгоритм Random Forest буде багато дерев рішень на різних підмножинах даних. Головною умовою такого підходу є те, що підвибірки мають мінімальну кореляцію між собою, оскільки згідно з теорією bagging (ансамблів), багато некорельованих моделей передбачають більш точно, ніж будь-яка окрема модель. Суть цієї теорії полягає в тому, що таким чином моделі "захищають" одна одну від своїх окремих помилок, принаймні до тих пір, поки вони постійно не помиляються в одному напрямку.

Перевагами алгоритму випадкового лісу є:

- здатність ефективно обробляти великі масиви даних,

- нечутливість до масштабування кількості та значень ознак,
- є корисними для вирішення проблеми перенавчання,
- його можна використовувати для відбору ознак.

Оптимальний ліс ми отримали шляхом навчання моделі лісу з 5-кратною (5-fold) перехресною валідацією. Найкращий отриманий ансамбль складається з 640 окремих дерев. На рис. 3 подано нормалізовану матрицю невідповідностей (крос-валідації) для розрахунку міри F_1 . Бачимо, що міри $F_{1n} = 0,97$, $F_{1n} = 0,96$, $F_{1n} = 0,9$, $F_{1n} = 0,89$, а зашальне середнє значення $F_1 = 0,94$ відповідно до [4] та $F_1 = 0,93$ відповідно до [2], що краще ніж у найкращому з відомих раніше результатів (табл. 2).

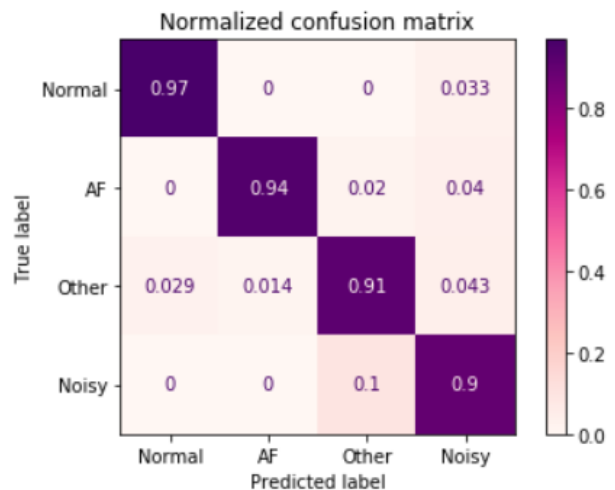


Рис. 3. Нормалізована матриця невідповідностей

Крім того, варто підкреслити, що запропонований метод є менш обчислювально складним, ніж інші сучасні методи, а саме, складність навчання нейронних мереж пропорційна (кількість вхідних даних) * (кількість показників) * (кількість вузлів) * (кількість рівнів) * (кількість ітерацій навчання), тоді як для випадкового лісу (Random Forest) складність навчання – це просто (кількість дерев) * (кількість даних) * \log (кількість даних), що набагато менше.

Крім того, цей метод може виявитися чутливим до даних, зокрема до якості даних. Отже, для подальшої роботи заплановано вичерпне та широке тестування.

Звичайно, цей метод слід додатково перевірити на інших наборах даних, таких як MIMIC-IV та

МІТ-ВТН [3], щоб уникнути перенавчання моделі з даними [2]. Крім того, його слід ретельно впроваджувати та тестувати в реальних умовах, використовуючи мобільний кардіограф з 1 відведенням, моделей якого вже розроблено багато на сьогодні, щоб судити про точність запропонованого методу.

Висновки

Розроблено метод класифікації ЕКГ для виявлення ФП. Для запропонованого методу

досліджено матрицю невідповідностей, пораховано міри точності. Запропонована модель змогла досягти кращих показників міри F_1 , але з меншою обчислювальною складністю. Таким чином, дану модель можна вбудувати у мобільні пристрої-кардіографи для аналізу в режимі реального часу та для економії часу і автономності роботи. Таким чином, система моніторингу може слугувати довше і, сподіваємось, у майбутньому – врятувати більше людських життів.

Список використаних джерел

1. Панченко Т.В. Моніторинг стану здоров'я в реальному часі за допомогою ЕКГ-аналізу / Т.В. Панченко, В.О. Будіченко // Штучний інтелект. – Київ. – 2016. – № 4 (74). – С.98-100.
2. Clifford G.D. AF Classification from a Short Single Lead ECG Recording: The PhysioNet – Computing in Cardiology Challenge 2017 / G.D. Clifford, Ch. Liu, B. Moody, L.H. Lehman, I. Silva, Q. Li, A.E. Johnson and R.G. Mark // Computing in Cardiology. – 2017. – P.1-4.
3. Goldberger A. PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a New Research Resource for Complex Physiologic Signals / A. Goldberger, L. Amaral, L. Glass, J. Hausdorff, P.C. Ivanov, R. Mark, J.E. Mietus, G.B. Moody, C.K. Peng, and H.E. Stanley // Circulation [Online]. – 2000. – # 101 (23). – P. e215–e220.
4. Chen D. Electrocardiogram Classification and Visual Diagnosis of Atrial Fibrillation with DenseECG (Preprint) / D. Chen, D. Li, X. Xu, R. Yang and S.-K. Ng // ArXiv. – 2021. – 10p.
5. Hamilton P. Open source ECG analysis / P. Hamilton // Computers in Cardiology. – 2002. – P. 101-104.

References

1. PANCHENKO, T.V., BUDICHENKO, V.O. (2016): *Real-time Health Monitoring via ECG Analysis*, “Artificial Intelligence”, No. 4 (74), pp. 98-100.
2. CLIFFORD, G.D., LIU, Ch., MOODY, B., LEHMAN, L.H., SILVA, I., LI, Q., JOHNSON, A.E., MARK, R.G. (2017): *AF Classification from a Short Single Lead ECG Recording: The PhysioNet – Computing in Cardiology Challenge 2017*, “Computing in Cardiology”, pp.1-4, doi: 10.22489/CinC.2017.065-469.
3. GOLDBERGER, A., AMARAL, L., GLASS, L., HAUSDORFF, J., IVANOV, P.C., MARK, R., MIETUS, J.E., MOODY, G.B., PENG, C.K., STANLEY, H.E. (2000): *PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a New Research Resource for Complex Physiologic Signals*, # 101 (23), pp.e215–e220, <https://physionet.org/content/challenge-2017>
4. CHEN, D., LI, D., XU, X., YANG, R., NG, S.-K. (2021): *Electrocardiogram Classification and Visual Diagnosis of Atrial Fibrillation with DenseECG*, 10 p., <https://arxiv.org/pdf/2101.07535.pdf>
5. HAMILTON, P. (2002): *Open source ECG analysis*, “Computers in Cardiology”, pp. 101-104, doi: 10.1109/CIC.2002.1166717.

Надійшла до редколегії 30.10.2020