

УДК 616.12-07: 57.087.1

ВИКОРИСТАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ТА ВЕЙВЛЕТ-ПЕРЕТВОРЕННЯ ДЛЯ АНАЛІЗУ ТА КЛАСИФІКАЦІЇ НИЗЬКОАМПЛІТУДНОГО ЕЛЕКТРОКАРДІОСИГНАЛУ**І. В. Дуплавий, С. П. Вислоух**

Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут»
пр. Перемоги, 37, 03056, м. Київ, Україна. E-mail: lindalance@ukr.net

Встановлено, що використання багатослового перцептрону з визначеною оптимальною архітектурою дозволило безпомилково класифікувати протестовані кардіосигнали з відмінною специфічністю. Частотно-часовий аналіз методами вейвлет-перетворень показали високу ефективність візуалізації низькоамплітудного електрокардіосигналу та його виділенні на обраному коротко-часовому відрізку.

Ключові слова: низькоамплітудний кардіосигнал, нейронні мережі, вейвлет-перетворення.

USING NEURAL NETWORKS AND WAVELET TRANSFORMATION FOR ANALYSIS AND CLASSIFICATION OF THE LOW ELECTROCARDIOSIGNAL**I. V. Duplavyi, S. P. Vysloukh**

National Technical University of Ukraine "Kyiv polytechnic institute"
prosp. Peremohu, 37, 03056, Kyiv, Ukraine. E-mail: lindalance@ukr.net

Found that the use of multilayer perceptron with optimum architecture allows accurately classify cardiosignal tested with excellent specificity. Time-frequency analysis methods wavelet transforms have shown high efficiency of the low electrocardiosignal visualization and its allocation of the selected short time interval.

Key words: the low cardiosignal, neural network, wavelet transform.

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ И ВЕЙВЛЕТ-ПРЕОБРАЗОВАНИЯ ДЛЯ АНАЛИЗА И КЛАССИФИКАЦИИ НИЗЬКОАМПЛИТУДНЫХ ЭЛЕКТРОКАРДИОСИГНАЛОВ**И. В. Дуплавый, С. П. Выслоух**

Национальный технический университет Украины «Киевский политехнический институт»
пр. Победы, 37, 03056, г. Киев, Украина. E-mail: lindalance@ukr.net

Установлено, что использование многослойного перцептрона с определенной оптимальной архитектурой позволило безошибочно классифицировать протестированные кардиосигналы с отличной специфичностью. Частотно-временной анализ методами вейвлет-преобразований показали высокую эффективность визуализации низькоамплитудных электрокардиосигналов и его выделения на выбранном кратко-временном отрезке.

Ключевые слова: низькоамплитудный кардиосигнал, нейронные сети, вейвлет-преобразования.

АКТУАЛЬНІСТЬ РОБОТИ. На сьогодні перспективним напрямком розвитку електрокардіографії є аналіз низькоамплітудних кардіосигналів високої роздільної здатності. Як показали досліди [1–3], ці сигнали дають корисну інформацію про можливі патології у людей, які діагностуються на предмет серцевих захворювань. Це зумовлено тим, що аналіз низькоамплітудних сигналів містить в собі важливу діагностичну інформацію про стан серця пацієнта. У багатьох випадках навіть сам факт наявності низькоамплітудних флуктуацій електрокардіосигналу, при використанні сучасних електрокардіографічних методів, дозволяє підвищити ймовірність правильного діагнозу. При аналізі електрокардіосигналу фіксуються низькоамплітудні складові й фільтруються на предмет паразитних шумів, після чого вимірюються параметри сигналу. Однак в кардіографії не існує єдиної методики детального вивчення природи та класифікації низькоамплітудного кардіосигналу. Незважаючи на використання нової високочутливої техніки, аналіз низькоамплітудного кардіосигналу залишається, як правило, описовим, без використання нових математичних методів і кількісних критеріїв, або взагалі не представлений в програмному забезпеченні кардіографів. На жаль, це сильно обмежує можливості аналізу й класифікації низькоамплітудного електрокардіосигналу та не дозволяє з

високою точністю спостерігати зміну сигналу за часом, а дає тільки частотну картину сигналу, усереднену за часом (в тому числі, і 2D-Фур'є аналіз). У той же час, у випадку дослідження кардіосигналів інформація про такі зміни може становити значний інтерес для кардіологів при діагностиці серцевих патологій.

З вищесказаного випливає, що використання нових математичних методів для аналізу низькоамплітудних складових електрокардіосигналу дозволить підвищити ефективність діагностики серцевих патологій.

Таким чином, метою роботи є аналіз, класифікація та вимірювання параметрів низькоамплітудних сигналів як актуального завдання під час кардіографічної діагностики.

МАТЕРІАЛ І РЕЗУЛЬТАТИ ДОСЛІДЖЕНЬ. Для дослідження низькоамплітудних електрокардіосигналів вирішено використати методи нейронних мереж та безперервного вейвлет-перетворення (БВП).

Використання нейронних мереж для проведення класифікації кардіосигналу дає змогу моделювати стан об'єкту, на який впливає необмежена кількість чинників, що визначають прогноз (діагноз) для певного об'єкта. Основні складові компоненти нейронної мережі мають назву штучних нейронів, що здатні виконувати певні функції з обробки інформації, яка

до них надходить. Нейрони згруповані в шари і мають численні взаємозв'язки з будь-якими нейронами як свого шару, так і багатьох інших шарів. Виходом нейрону є стан його активності, рівень якого визначається за формулою:

$$a_i(t+1) = \sum_j w_{ij} a_j(t) + x_i(t), \quad (1)$$

де w_{ij} – вага зв'язку нейрона i з будь-яким іншим нейроном j мережі;

$\sum_j w_{ij}$ – стан входів нейрону i , пов'язаного з нейроном j мережі у певний момент часу t ;

$a_i(t)$ та $a_j(t+1)$ – стан активності нейронів i та j у певний момент часу (t та $t+1$) відповідно;

$x_i(t)$ – довільний зовнішній чинник.

Вхідні сигнали надходять до нейронів першого шару, які після обробки даних передають інформацію на наступний шар і т.д. Нейрони останнього шару спрямовують інформацію на виходи мережі. Отже, у випадку використання нейронної мережі немає потреби мати чітке уявлення про структуру об'єкта та особливості його внутрішніх зв'язків. Необхідно лише пред'явити мережі конкретні носії інформації або їх сукупності, тобто приклади, в яких певним входам зіставлені певні виходи системи. Нейронні мережі здатні самостійно знаходити взаємозв'язки всередині системи, використовуючи для цього прийоми математичної обробки вихідної вибірки, яка являє собою масив реальних експериментальних даних. Цей процес має назву навчання нейронної мережі.

Нейронна мережа в автономному режимі відшукує саме таку вагу зв'язків між нейронами, яка б дозволила отримати на виході із неї результати максимально подібні до тих, що одержані в реальному експерименті. Як наслідок, створюється певна математична модель досліджуваного об'єкта, яку достатньо важко чітко описати, завдяки тому, що вона “закодована” у зв'язках між нейронами мережі. Разом із тим, розроблена модель надзвичайно ефективно функціонує і реально моделює результати дуже близькі до тих, які отримано експериментально. Крім того, нейронна мережа здатна апроксимувати складні нелінійні функціональні залежності у завданнях діагностики, прогнозування та ідентифікації.

Для більш глибокого й детального аналізу в дослідженні використано вейвлет-перетворення для фінітних сигналів (електрокардіосигналів) з кінцевою енергією. Нехай маємо функцію $s(t)$ із кінцевою енергією в просторі $L^2(R)$, виявлену по всій дійсній вісі $R(-\infty, \infty)$. Безперервним вейвлет-перетворенням функції $s(t) \in L^2(R)$ є функція двох змінних:

$$C(a, b) = \langle s(t), \Psi(a, b, t) \rangle = \int_{-\infty}^{\infty} s(t) \Psi(a, b, t) dt, \quad (2)$$

$a, b \in R, a \neq 0,$

де вейвлети $\Psi(a, b, t) \equiv \Psi(a, b, t)$ – масштабовані і зсунуті копії породжуваного вейвлету $\Psi(t) \in L^2(R)$, сукупність яких створює базис простору $L^2(R)$.

Функції, що породжуються, можуть бути різними з компактним носієм, вони обмежені за часом і місцем розташування на часовій вісі, і мають спектральний образ, локалізований на частотній вісі.

Базис простору $L^2(R)$ доцільно конструювати з однієї породжуючої функції, норма якої повинна дорівнювати 1. Для перекриття функцією вейвлета всієї часової вісі простору використовується операція зсуву – зміщення з часової вісі:

$$\Psi(b, t) = \Psi(t-b), \quad (3)$$

де значення b для БВП є величиною безперервною. Для перекриття всього частотного діапазону простору $L^2(R)$ використовується операція часового масштабування вейвлета з безперервною зміною незалежної змінної (4):

$$\Psi(a, t) = |a|^{-1} \Psi\left(\frac{t}{a}\right) \quad (4)$$

З використанням цих операцій вейвлетний базис функціонального простору утворюється шляхом масштабних перетворень і зрушень породжуючого вейвлету $\Psi(t)$:

$$\Psi(a, b, t) = |a|^{-1} \Psi\left[\frac{(t-b)}{a}\right], \quad a, b \in R, a \neq 0,$$

$$\Psi(t) \in L^2. \quad (5)$$

Легко бачити, що норми вейвлетів $\Psi(a, b, t)$ дорівнюють нормі $\Psi(t)$, що забезпечує нормований множник $|a|^{-1}$. При нормуванні до 1 породжуючого вейвлету $\Psi(t)$ все сімейство вейвлетів також буде нормованим. Якщо при цьому виконується вимога ортогональності функцій, то функції $\Psi(a, b, t)$ утворюють ортонормований базис простору $L^2(R)$.

Великі значення масштабу відповідають глобальному поданню сигналу, а низькі значення масштабу дозволяють розрізнити деталі. У термінах частоти низькі частоти відповідають глобальній інформації про сигнал, а високі частоти – детальної інформації, тобто масштабу вейвлета як одиниці шкали частотно-часового подання сигналу. Масштабування як математична операція розширює або стискає сигнал. Великі значення масштабів відповідають розширенню сигналу, а малі значення – стисненням версіями. У визначенні вейвлета коефіцієнт масштабу a присутній в знаменнику. Відповідно, $a > 1$ – розширює сигнал, $a < 1$ – стискає його. При виконанні перетворень за допомогою комп'ютера виконується збільшення обох параметрів із певним кроком. Тим самим здійснюється дискретизація масштабно-часової площини, а початкове значення масштабного коефіцієнта може бути і менше за 1. Для деталізації найвищих частот сигналу мінімальний розмір вікна вейвлета не повинен перевищувати період найбільш високочастотної гармоніки. Якщо у сигналі присутні спектральні компоненти, що відповідають поточному значенню масштабу a , то інтеграл добутку вейвлета з сигналом в інтервалі, де ця спектральна компонента присутня, дає відносно велике значення. В іншому випадку – добуток малий або дорівнює нулю тому, що середнє значення вейвлетної функції дорівнює нулю. Зі збільшенням масштабу (ширини вікна) вейвлета перетворення виділяє більш низькі частоти [4].

Таким чином, використання безперервного вейвлет-перетворення для аналізу низькоамплітудного сигналу є дуже важливим для пошуку змін частотно-часової складової при серцевих патологіях.

У даному дослідженні для класифікації низькоамплітудного електрокардіосигналу та подальшої його візуалізації в зручному для розпізнання вигляді виконано аналіз різних типів та архітектур нейронних мереж за критерієм високої чутливості та специфічності електрокардіосигналу. Крім того, за допомогою безперервного вейвлет-перетворення обчислювали вейвлет-спектр і модуль комплексного спектру. Авторами було досліджено 32 електрокардіограми тривалістю 30 хвилин кожна, що обрано з відкритої бази даних MIT DB [5]. Для зручності надання результатів досліджень наведено п'ять відрізків електрокардіограм п'яти пацієнтів – двох здорових і трьох хворих із вираженим інфарктом міокарда.

Аналіз проводили за другим відведенням, оскільки воно дає змогу найкраще визначати зміни процесів реполяризації в часі та дозволяє оцінювати характер часової негетерогенності реполяризації міокарда шлуночків [6]. Вибір тривалості та структури часових відрізків електрокардіосигналів зумовлений наочністю та простотою сприйняття флуктуацій на електрокардіограмі.

З архіву PhysioNet MIT DB обрано базу даних incartdb, з якої за допомогою вбудованих інструментів PhysioToolkit побудовано електрокардіограми людей з вираженим інфарктом міокарда на обраному проміжку часу (рис. 1). Згідно з рис. 1,а електрокар-

діографічний сигнал має хаотичну осциляцію з явним відхиленням зубців PQRST, а на рис. 1,б – уже менш хаотичний сигнал. Однак цей сигнал характеризує аритмію, що свідчить про наявність патології. Сигнал, зображений на рис. 1,в, також свідчить про виражену серцеву патологію, оскільки він немає відповідної форми, яка задовольняє нормальному PQRST розповсюдженню сигналу. Дані проміжки електрокардіосигналу отримані в інтервалі часу 10 с і характеризують наявну патологію серця з відповідними маркерами, які мають позначку "V".

Проміжки сигналу з маркерами вираженої серцевої патології порівнювались з нормальним сигналом електрокардіограм (рис. 2), які відповідають здоровому ритму серця.

Електрокардіосигнал першого досліджуваного показано на рис. 2,а, де чітко простежується закон розповсюдження нормальних PQRST зубців, а сигнал для другого (рис. 2,б) також має сигнал, що свідчить про відсутність патології.

Таким чином, дані відрізки сигналів знаходяться в інтервалі часу 10 с і характеризують електрокардіосигнал здорової людини. Отримані електрокардіосигнали (рис. 1, 2) із бази даних incartdb було експортовано в таблиці форматі Matlab та Statistica для зручного подальшого аналізу електрокардіографічних даних. Під час дослідження електрокардіосигналу за допомогою нейронних мереж в експортованій таблиці програми Statistica (табл. 1) виконано класифікацію п'яти відрізків електрокардіограм із 256 значеннями кардіосигналу за критеріями діагнозу: здоровий або інфаркт.

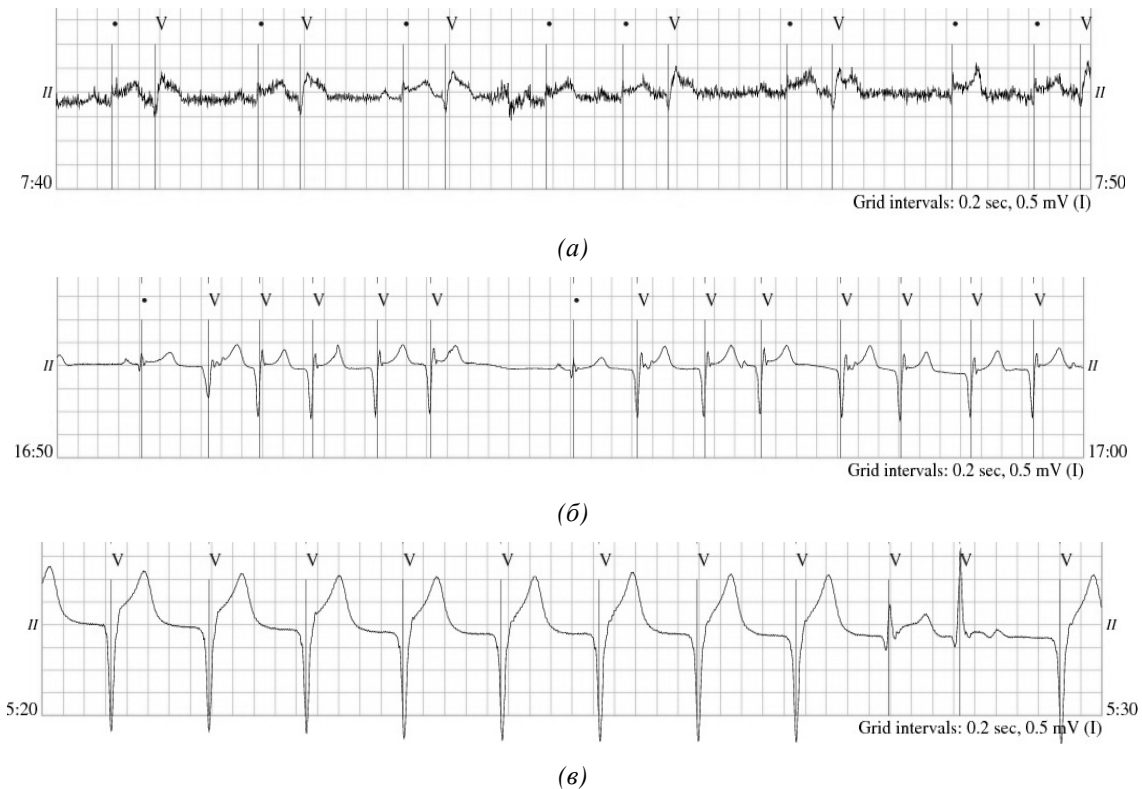


Рисунок 1 – Проміжки сигналів електрокардіограм вираженої серцевої патології

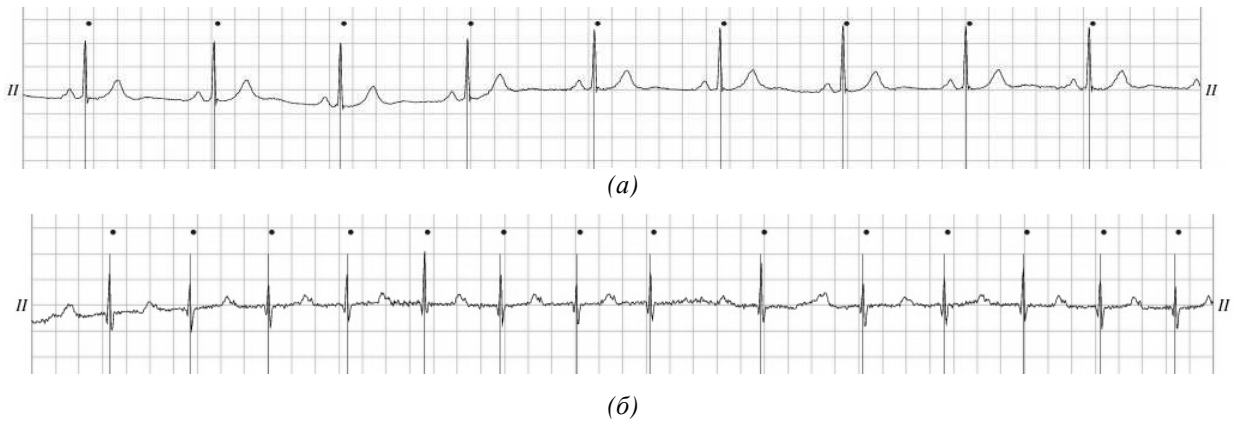


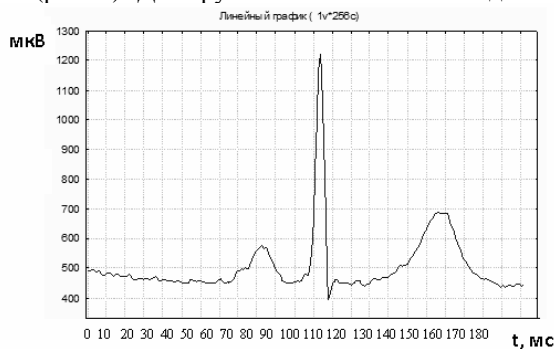
Рисунок 2 – Сигнал електрокардіограми нормального ритму серця

Таблиця 1 – Значення відповідності електрокардіосигналу критеріям діагнозу

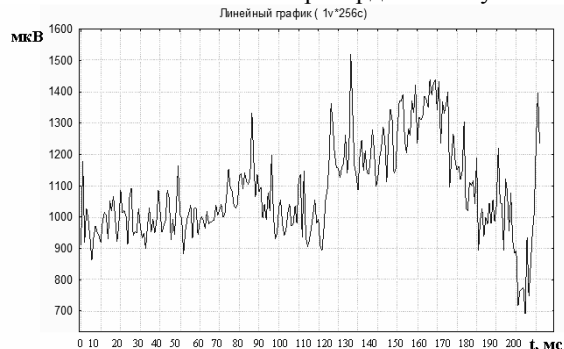
Спостер. 1	Спостер. 2	Спостер. 3	...	Спостереж. 255	Спостереж. 256	Критерій діагнозу
491	490	491	...	440	444	Здоровий
665	665	664	...	685	678	Здоровий
816	837	858	...	753	760	Інфаркт
1308	1314	1320	...	1400	1389	Інфаркт
911	1177	919	...	1397	1408	Інфаркт

Після експорту таблиці дані проміжки електрокардіосигналів були побудовані у вигляді лінійних графіків (рис. 3). Для зручності показано лише два

графіки, які найкращим чином демонструють різницю інтенсивностей флуктуацій для нормального та патологічного електрокардіосигналу.



(a)



(б)

Рисунок 3 – Лінійне представлення електрокардіографічного сигналу: а-норма, б-патологія)

На цих графіках добре спостерігається інтенсивність та гармонічність флуктуацій сигналу, які явно характеризують норму (рис. 3,а) і патологію (рис. 3,б).

Для класифікації обраних електрокардіосигналів обрано три типи нейронних мереж: лінійну, радіальну базисну функцію та тришаровий перцептрон (багатошаровий перцептрон). При аналізі п'яти досліджуваних відрізків електрокардіограм час навчання та тестування зазначених вище типів нейронних мереж склав п'ять хвилин. Критеріями вибору типу та архітектури нейронної мережі при класифікації електрокардіосигналу були продуктивність та відповідність класифікації. Також при тестуванні типів та архітектур нейронних мереж одним із критеріїв було

збереження з поміж протестованих лише п'яти найкращих.

Таким чином, після тестування нейронних мереж протягом п'яти хвилин створено 49 архітектур (табл. 2) і 1726 видів зв'язків у нейронних мережах. Після відсіювання з поміж 49 архітектур нейронних мереж залишили п'ять найкращих, які належать до нейронної мережі одного типу – багатошарового перцептрону, результати тестування яких наведено в табл. 3.

Нейронні мережі архітектури типу «багатошаровий перцептрон» виявили відмінну навчальну та контрольну продуктивність, успішно пройшли тестування, не мають навчальних і контрольних помилок та дали 100 % правильну класифікацію (табл. 4).

Таблиця 2 – Результати тестування нейронних мереж

	Архітектура	Продукт. навчання	Контр. продукт.	Тест. продукт.	Помилка навчання	Контр. помилка
1	БП 15:15-21-1:1	1,0000	1,0000	1,0000	0,0000	0,0000
2	РБФ 256:256-1-1:1	0,666667	1,0000	0,0000	0,02047	0,24424
3	Лінійна 256:256-1:1	1,0000	1,0000	1,0000	0,0000	4,957304
4	Лінійна 255:255-1:1	1,0000	1,0000	1,0000	0,0000	1,608427
5	Лінійна 254:254-1:1	1,0000	1,0000	1,0000	0,0000	1,56054
6	Лінійна 253:253-1:1	1,0000	1,0000	1,0000	0,0000	1,785053
...
49	РБФ 46:46-1-1:1	0,666667	1,0000	1,0000	0,465834	0,000509

Таблиця 3 – Результати тестування найкращих нейронних мереж типу багатошаровий перцептрон

№	Архітектура	Продукт. навчання	Контр. продукт.	Тест. продукт.	Помилка навчання	Контрольна помилка
1	БП 2:2-17-1	1,0000	1,0000	1,0000	0,0000	0,0000
2	БП 99:99:44-1	0,9980	1,0000	0,9980	0,0002	0,0000
3	БП 1:1-11-1	1,0000	1,0000	1,0000	0,0000	0,0000
4	БП 1:1-16-1	0,9971	1,0000	0,9971	0,0001	0,0000
5	БП 1:1-26-1	0,9870	1,0000	0,98700	0,0023	0,0003

Таблиця 4 – Результати класифікації нейронними мережами

	Здоров. 1	Інфаркт. 1	Здоров. 2	Інфаркт. 2	...	Інфаркт. 5
Усього	2,0000	3,0000	2,0000	3,0000	...	2,0000
Вірно	2,0000	3,0000	2,0000	3,0000	...	2,0000
Помилково	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	...	0,0000

Відповідно до табл. 4 усі п'ять нейронних мереж дали безпомилково правильну класифікацію кардіосигналу, де в двох випадках сигнал здорової людини, а в трьох інших – з інфарктом міокарда. Архітектура найкращої нейронної мережі багатошарового перцептрон показана на рис. 4.

Дана архітектура має два входи, два сенсори, на другому скритому шарі є 17 асоціативних елементів,

де червоним виділено активовані нейрони, та має один вихідний реагуючий елемент. Також для цього типу нейронних мереж побудовано графіки поверхонь відгуків сигналу здорової людини (рис. 5,а) та з інфарктом міокарда (рис. 5,б). Наведені поверхні відгуків відповідають п'ятій мережі багатошарового перцептрон.

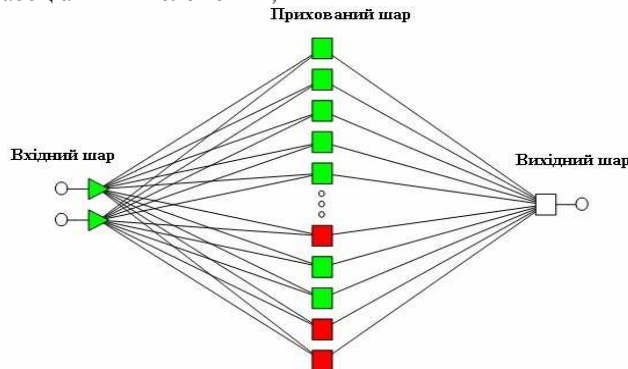


Рисунок 4 – Архітектура найкращого багатошарового перцептрон

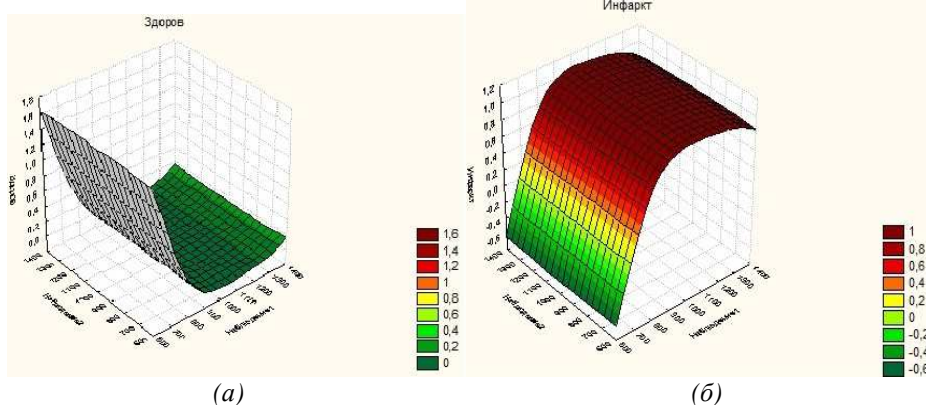


Рисунок 5 – Поверхні відгуку електрокардіосигналу

Графік, що наведений на рис. 5,а із сигналом нормального ритму має відмінну від топології інфаркту (рис. 5,б) області значень факторів із відповідною градацією кольору. Цей колір показує інтенсивність амплітуди сигналів, що дозволяє легко зафіксувати їх відмінність.

Таким чином, з отриманих результатів було виявлено, що найбільшу продуктивність та правильність класифікації має нейронна мережа типу багатосаровий перцептрон. Також низькоамплітудний електрокардіографічний сигнал досліджено за допомогою безперерв-

ного вейвлет-перетворення. З відрізків кардіосигналу, що наведені на рис. 3, обиралися найбільш інформативні ділянки, в яких найкраще можна було простежити зміну його частотно-часової складової. Для кожного сигналу обчислювали вейвлет-спектр і модуль комплексного спектру, тобто амплітудний спектр, в якому коливання вздовж осі часу відсутні. Приклад аналізу вейвлет-спектру нормального сигналу для здорової людини та з вираженим інфарктом зображено на рис. 6.

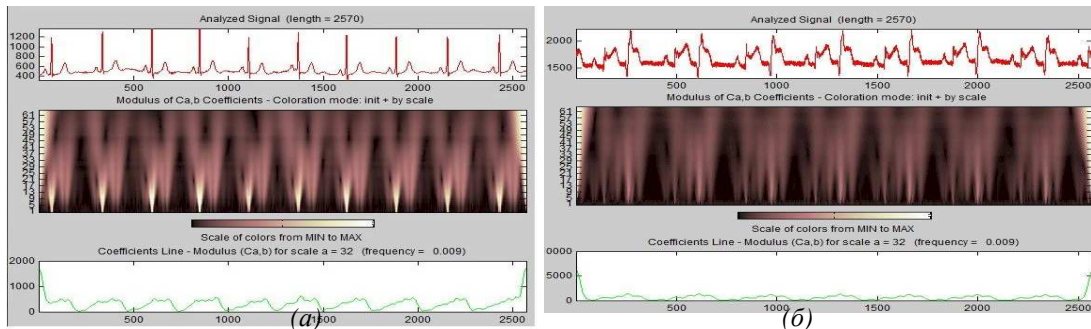


Рисунок 6 - Вейвлет-спектр ритму кардіосигналу (а - нормального; б - патологічного)

За даними вейвлет-спектрограм можна оцінити значення амплітуд на основі кольорових зображень. Аналіз спектрів вейвлет-перетворень дозволяє спостерігати еволюцію сигналу протягом обраного відрізка електрокардіограми, як показано на рис. 6. Також аналіз модулів спектрів дозволяє точніше, ніж на самому спектрі, виділити частоти з найбільшою амплітудою.

Таким чином, запропонований метод вейвлет-перетворення при побудові частотно-часової картини показало високу ефективність при візуалізації низькоамплітудного кардіосигналу та його виділенні на обраному коротко-часовому відрізку високочастотних складових динаміки, що вказує на високий показник знаходження патологій серця.

ВИСНОВКИ. Реєстрація, аналіз та класифікація низькоамплітудного електрокардіосигналу дозволяє підвищити рівень достовірності при знаходженні серцевих патологій та подальший постановці діагнозу. Для дослідження низькоамплітудних сигналів запропоновано нейронні мережі та безперервне вейвлет-перетворення як математичні методи дослідження.

Встановлено, що найкращим типом із протестованих нейронних мереж є багатосаровий перцептрон з архітектурою 2:2-17-1, який безпомилково класифікує протестовані електрокардіографічні сигнали й показує їх відмінну специфічність.

Проведене дослідження низькоамплітудного сигналу за допомогою вейвлет-перетворень з метою оцінки змін частотно-часової складової дозволило простежити еволюцію сигналу протягом обраного проміжку часу та встановити діагноз за зміною градації кольору.

Дані дослідження низькоамплітудного сигналу показали високу ефективність при класифікації, знаходженні високочастотних змін складових динаміки, а також його візуалізації при знаходженні патологій.

У подальшому використанні запропонованих методів дослідження низькоамплітудного сигналу для задач класифікації та візуалізації, пропонується впроваджувати в існуюче програмне забезпечення електрокардіографів, де аналіз сигналу високої роздільної здатності не представлений взагалі, а таких, як показує практика, в Україні – більшість.

ЛІТЕРАТУРА

1. Иванов Г.Г., Грачев СВ., Сыркин А.Л. Электрокардиография высокого разрешения. – М.: Триада-Х, 2003. – 304 с.
2. Turrini P, Corrado D, Basso C. etc. Dispersion of Ventricular Depolarisation-Repolarisation. Circulation. 2001; 103: 3075-3080.
3. Takeda Y., Takaki H., Tahara N., Tsunoda K. and al. Improved accuracy of exercise ECG in patients with prior myocardial infarction: high-resolution analysis o QRS width// European Heart Journal, 2001. Vol.22. Abstr. Suppl. September. P.191. [in English]
4. Давыдов А.В. Вейвлетные преобразования сигналов // [Електронний ресурс]. – <http://prodav.narod.ru/wavelet/index.html>.
5. [Електронний ресурс]. – <http://www.physionet.org/cgi-bin/atm/ATM>
6. Бузиашвили Ю.И., Кабулова Р.И., Хананашвили Е.М. Дисперсия интервала QT у больных ишемической болезнью сердца при физической нагрузке // Кардиоваскулярная терапия и профилактика. – 2003. – № 2. – С. 69–74.

REFERENCE

1. Ivanov G.G., Grachev S.V., Syrkin A.L. High-resolution electrocardiography. – Moscow: Triada-X, 2003. – 304 pp. [in Russian.]
2. Turrini P, Corrado D, Basso C. Nava A, Baucce B, Thiene G. Dispersion of Ventricular Depolarisation-Repolarisation. Circulation. 2001; 103: 3075-3080.
3. Takeda Y., Takaki H., Tahara N., Tsunoda K. and al. Improved accuracy of exercise ECG in patients with prior myocardial infarction: high-resolution analysis o QRS width// European Heart Journal, 2001. Vol.22. Abstr. Suppl. September. P.191.
4. Davydov A.V. Wavelet the transformation of signals // [E-resource]. – <http://prodav.narod.ru/wavelet/index.html>. [in Russian].
5. [E-resource]: <http://www.physionet.org/cgi-bin/atm> [in English].
6. Buziashvili Y.I., Kabulov R.I. Khananashvili E.M. Dispersion of QT interval-la in patients with coronary heart disease during physical activity // arterial therapy and prevention – 2003. – № 2. – P. 69–74. [in Russian].

Стаття надійшла 15.02.2011
Рекомендовано до друку
Д.т.н, проф. Гученком М.І.