

Технічні науки

УДК 004.9

**Миселюк Артур Юрійович**

студент

Національний технічний університет України

«Київський політехнічний інститут»

**Миселюк Артур Юрьевич**

студент

Национальный технический университет Украины

«Киевский политехнический институт»

**Myseľiuk A.**

student

National Technical University of Ukraine «Kyiv Polytechnic Institute»

**СИСТЕМИ ДІАГНОСТКИ ЕЛЕКТРОКАРДІОГРАМ ЗА ДОПОГОЮ  
ГЛИБИННИХ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ  
СИСТЕМЫ ДИАГНОСТКИ ЕЛЕКТРОКАРДИОГРАММ С  
ПОМОЩЬЮ ГЛУБИННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ  
DEEP NEURAL NETWORKS IN ELECTROCARDIOGRAM  
DIAGNOSING**

**Анотація:** В роботі досліджується можливість використання глибинних нейронних мереж для діагностики електрокардіограм.

**Ключові слова:** глибинні нейронні мережі, машинне навчання, згорткові нейронні мережі, багатошаровий перцептрон, автокодувальник.

**Аннотация:** В работе исследуется возможность использования глубоких нейронных сетей для диагностики электрокардиограмм.

**Ключевые слова:** глубокие нейронные сети, машинное обучение, сверточные нейронные сети, многослойный перцептрон, автокодировщик.

**Summary:** This paper explores the possibility of using deep neural networks to diagnose electrocardiograms.

**Keywords:** deep neural networks, machine learning, convolution neural network, multilayer perceptron, autoencoder.

### **Вступ.**

З швидким розвитком технології стають доступними нові передові методи виявлення захворювань. Таким чином, одним з можливих способів діагностики захворювань внутрішніх органів засновано на аналізі інформації електрокардіограми сигналів. Так як ці сигнали містять інформацію про різних фізіологічних процесах, що відбуваються в організмі людини, то їх можна використовувати для оцінки стану здоров'я [1].

Таким чином, ціллю роботи є розробка системи аналізу електрокардіограм для автоматичної діагностики аномальних QRS комплексів.

Для її досягнення у роботі поставлено наступні задачі:

- Проаналізувати існуючі алгоритми, підходи та методи для тестування баз даних. Провести їх порівняльний аналіз та виявити недоліки.
- Створити алгоритм для автоматичної генерації навантажувального тесту.
- Розробити програмний продукт, в якому втілено запропонований алгоритм.

Об'єктом дослідження являються алгоритми машинного навчання на основі глибинних нейронних мереж.

Предметом дослідження є алгоритми аналізу електрокардіограм за допомогою глибинних нейронних мереж.

Мета роботи – розробити алгоритм на основі нейронних мереж для аналізу електрокардіограм.

Методом дослідження є алгоритми машинного навчання.

Науковою новизною отриманих результатів є запропонований алгоритм діагностики електрокардіограм на основі використання вейвлет перетворення та глибинних нейронних мереж.

Практична цінність роботи полягає у розробленому алгоритмі та програмному продукті, які дозволяють провести діагностику електрокардіограм.

### **Алгоритми глибинних нейронних мереж для аналізу електрокардіограм**

Для побудови моделі на основі глибинних нейронних мереж, здатних виявляти захворювань на електрокардіограмах, використовуються згортова нейронна мережа (англ.: Convolutional Neural Network, — CNN), багаторушні автокодувальники (англ.: Stacked Autoencoders) і глибинні машини Больцмана (англ.: Deep Boltzmann Machine — DBM) [2,3]. Навчання таких моделей, як правило, здійснюється за допомогою двох підходів. У першому використовується навчання із вчителем. Серед різних архітектур, які використовують такий підхід, високу продуктивність мають CNN. У порівнянні зі стандартними нейронними мережами прямого поширення, вони мають згорткові шари, що складаються з невеликої кількості нейронів, які приймають на вхід обмежену область даних. Ці шари мають загальні ваги,

таким чином, процес навчання еквівалентний процесу навчання фільтрів, які застосовуються для кожної області даних. Через невелику кількість з'єднань, вони навчаються більш ефективно, і в той же час ці фільтри автоматично виділяють ознаки з даних.

Нейрони згорткових нейронних мереж мають неперервні вхідні та вихідні сигнали. Функція передачі нейронів має сигмоїдну нелінійність:

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

Вихідні сигнали нейронів визначаються таким чином:

$$y = \sigma \left( \sum_{k=1}^K w_k \cdot x_k + \theta \right)$$

де  $w_k$  – вагові коефіцієнти зв'язків нейрона,  $x_k$  – вхідні сигнали нейрона,  $\theta$  – поріг нейрона. Параметри  $w_k$  та  $\theta$  змінюються при навчанні нейронної мережі. Індекс  $k$  для нейронів першого шару сумация виконується в межах рецептивного поля нейрона, для нейронів з наступних шарів додається ще третій вимір – номер площини карти ознак.

У роботі було побудовано і навчено згорткову нейронну мережу, архітектуру якої зпоказано на рис 1.1. На вході нейронної мережі фрейм із сигналу ЕКГ. На виході шар зі 42 нейронів, кожен з яких активується, якщо у сигналі присутня відповідна аномалія. Останні 2 шари являються БШП зі неввоз'єднаними шарами, що виконує роль класифікатора. Попередні шари виконують роль згорткових шарів, що призначені для виявлення характерних ознак.

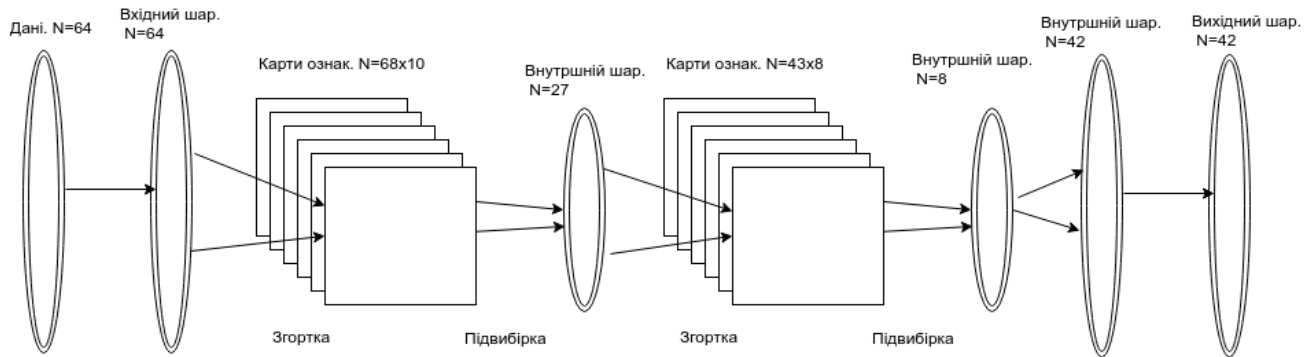


Рисунок 1.1 – Архітектура згорткової нейронної мережі

Згорткова нейронна мережа показала значно кращі результати ніж багат шаровий перцептрон. На рис. 1.1 показано графік загальної точності класифікацій для ЗНН від кількості ітерацій навчання. Перед навчанням було проведено ініціалізацію ваг. Як видно з графіку мережа уже при 500 ітераціях здатна правильно розпізнавати 95% даних. Після тренування згорткова нейронна мережа здатна правильно розпізнавати 98% даних.

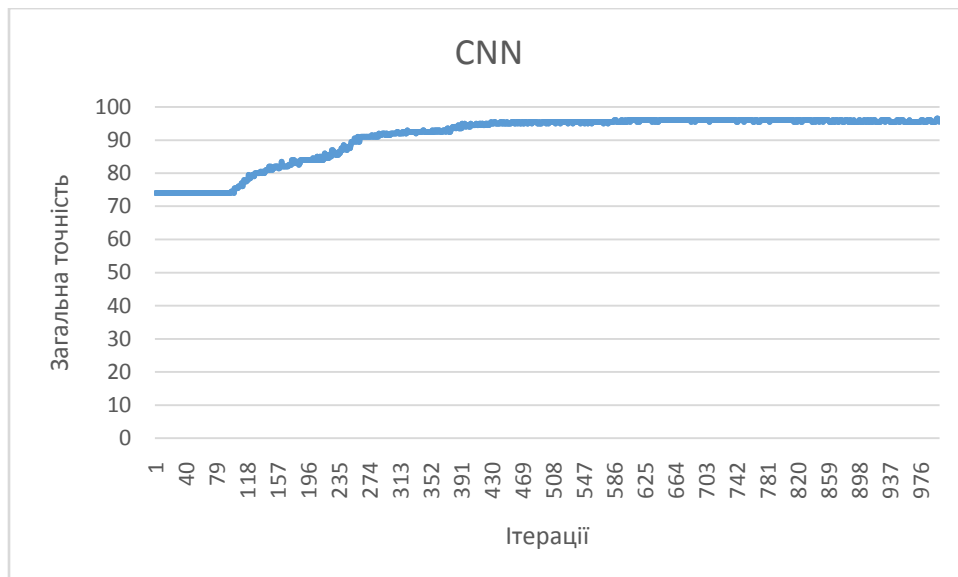


Рисунок 1.1 – Графік загальної точності класифікацій для ЗНН від кількості ітерацій навчання

У таблиці 1.1 показано порівняльну характеристику різних підходів, які було досліджено у роботі. Найкраще підходять для класифікації аномалій згорткові нейронні мережі та багатоярусний автокодувальник. Це пов'язано оптимізацією архітектури для класифікації із попереднім виокремлення значущих ознак. Так у ЗНМ наявні згортковий шар, який здатний знаходити карти ознак. Натомість автокодувальник містить вектор зжатих ознак, що має меншу розмірність, ніж вхідні дані, за рахунок чого і вдається виділяти характерні ознаки і будувати класифікатор краще за БШП.

Таблиця 1.1 – Порівняльна характеристика різних підходів до діагностики ЕКГ.

Модель нейронної мережі	Загальна точність класифікації
БШП	84.7%
ЗНМ	98%
КА	98 %

ЗНМ і КА проявили високу точність класифікації аномалій, що дає підстави застосовувати їх для спеціалізованих системах діагностики ЕКГ. Порівнюючи результати з іншими дослідниками також можна відзначити ефективність використання ЗНМ і КА. Так в середньому точність класифікації дещо вища, ніж в роботах інших дослідників [4], результати яких наведено у таблиці табл. 1.2.

Таблиця 1.2 – Порівняльна характеристика різних підходів до діагностики ЕКГ інших дослідників.

Модель нейронної мережі	Загальна точність класифікації
ANN	79-96%
SVM	88-96%
Нечіткі мережі	95-98 %
Модель Маркова	70-87%

Отож використовуючи і комбінуючи різні підходи до діагностики ЕКГ та інших параметрів пацієнтів можна з високою точністю діагностувати аномалії. Завдяки тому що найбільше обчислювальних витрат необхідно для навчання нейронних мереж, уже навчені нейронні мережі використовують мало обчислювальних ресурсів для діагностики аномалій в ЕКГ сигналі, тому описаний в роботі метод може бути використаний на переносних пристроях із малими обчислювальними потужностями.

### **Висновки.**

Стрімкий ріст кількості і смертності від серцево-судинних захворювань вимагає підвищення якості і доступності діагностики захворювань за допомогою аналізу електрокардіограм. Під час роботи над магістерською дисертацією було проаналізовано існуючі підходи для діагностики аномалій та підходи до обробки сигналів ЕКГ. Також було досліджено глибинні нейронні мережі і їхнє застосування в медицині.

В роботі було запропоновано програмний продукт, що реалізує алгоритм обробки сигналів ЕКГ та їх діагностики, ідея якого полягає у:

- обробці фільтрами від шумів і зміщення базової лінії;
- застосування вейвлет перетворення до сигналу ЕКГ;

– пошук характерних ознак та класифікація аномалій за допомогою багат шарового перцептрон, згорткових нейронних мереж та компонованого автоекнккодера.

Даний програмний продукт було реалізовано на мові програмування Python. Для обробки сигналу і тренування нейронних мереж було використано бібліотеки PyWT, NumPy, Theano та lasagna.

Для навчання нейронних мереж було застосовано базу даних Phisionet, частина якої також використовувалась для перевірки коректності класифікації. Експериментальним шляхом було встановлено оптимальні параметри нейронних мереж, у тому числі глибину і характеристики зв'язності шарів багат шарового перцептрона, топологію згорткової нейронної мережі та компонованого автоекнккодера. Також у роботі було дослідження швидкість навчання нейронних мереж.

Також було досліджено класифікацію аномалій навченими нейронним мережами. Найкращі результати показали згорткові нейронні мережі та компонований автокодувальник. Точність класифікації становила 97-98%. Гірше себе показав багат шаровий перцептрон. Для нього точність становила лише 84,7%. Це зумовлено тим, що структура багат шарового перцептрона не дає змогу виділити характерні ознаки сигналу ЕКГ і забезпечити високу точність класифікації. З іншої сторони архітектура згорткової нейронні мережі і компонованого автокодувальника містить слої, які дали змогу виділити характерні ознаки сигналу, і підвищити в свою чергу точність діагностики аномалій.

Підвищити точність класифікації та функціональний спектр роботи мережі можна за рахунок використання на вхід кількох каналів сигналу електрокардіограми та параметрів хворих як артеріальний тиск, вік, вага і т.д.



### Список літератури

1. R. Martis , C. Chakraborty, A. Ray Wavelet-based Machine Learning Techniques for ECG Signal Analysis, 10 Dec 2013.
2. A. Ignatov Deep Learning in information analysis of electrocardiogram signals for disease diagnostics
3. X. Jia, K. Li, X. Li, A. Zhang A Novel Semi-supervised Deep Learning Framework for Affective State Recognition on EEG Signals [http://www.cse.buffalo.edu/DBGROUP/bioinformatics/papers/cameraready\\_xwjiabibe.pdf](http://www.cse.buffalo.edu/DBGROUP/bioinformatics/papers/cameraready_xwjiabibe.pdf)
4. Abdel-Badeeh M. Machine Learning in Electrocardiogram Diagnosis / [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <https://fedcsis.org/proceedings/2009/PTI/pliks/10.pdf>