

# Система розпізнавання ЕКГ за допомогою глибинних нейронних мереж

Виконавець роботи:  
студент групи КА-44м  
**Миселюк Артур  
Юрійович**

Науковий керівник:  
к.т.н., доц.  
Дідковська Марина  
Віталіївна

# Актуальність

- Стаціонарні та портативні діагностичні автоматизовані комплекси
- Мобільні телефони із датчиками зняття ЕКГ

# Існуючі підходи до розв'язку та їхні недоліки

Алгоритми аналізу	Точність
SVM(PCA)	60-95%
MLP	80-90%
ANN	80-95%
RNN	90-95%
Fuzzy Nets	90-97%
Hidden Markov Model	65-87%

- Недостатня точність діагностики
- Неповне використання інформації, що міститься у вихідних даних
- Ускладнення використання на нових хворобах
- Нейронні мережі використовують повнозв'язні шари

# Постановка задачі

1. Дослідити систему аналізу ЕКГ
  1. Огляд джерел літератури, присвячених машинному навчанню і аналізу ЕКГ сигналів
  2. Дослідження існуючих способів діагностики ЕКГ сигналів
2. Розробити алгоритм аналізу ЕКГ сигналів
3. Розробити та реалізувати архітектуру комп'ютерної системи автоматичної діагностики аномалій ЕКГ на основі розробленого алгоритму
4. Аналіз результатів роботи програми на реальних прикладах та обґрунтування переваг запропонованого методу

# Мета, предмет та об'єкт

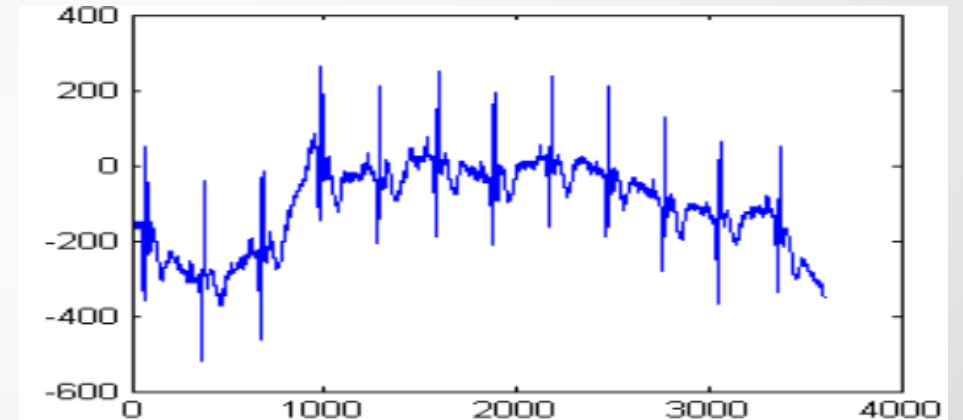
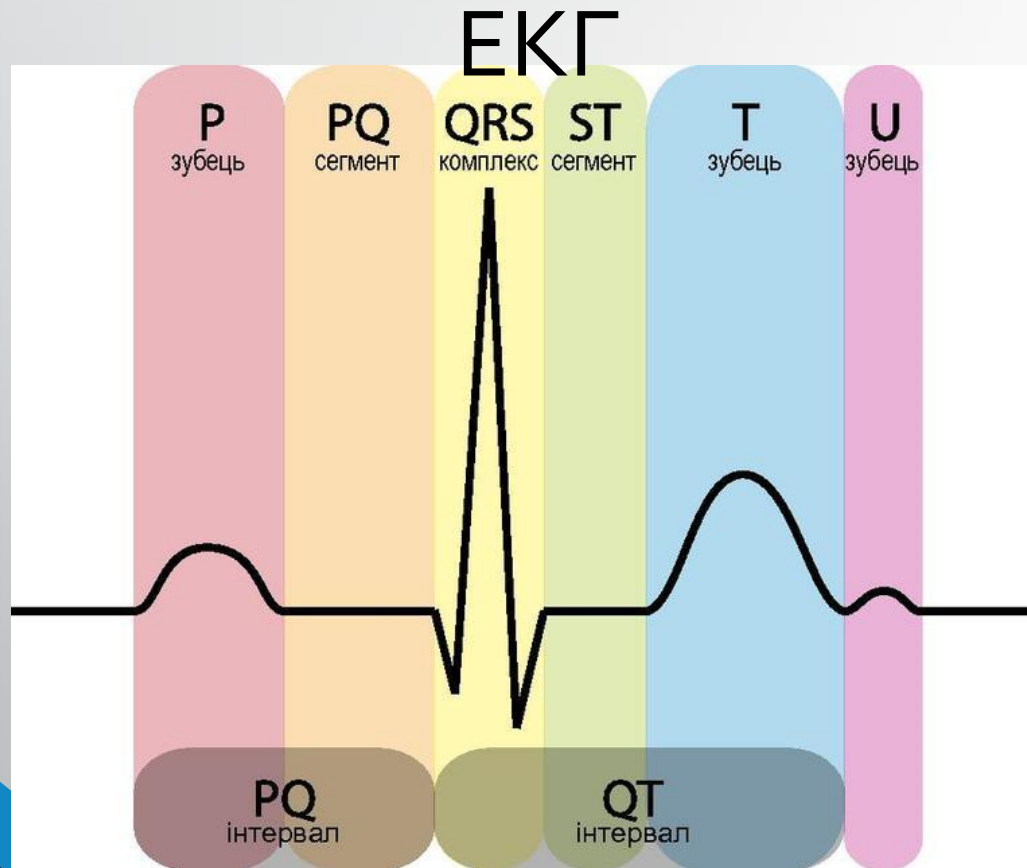
- Об'єктом дослідження є алгоритми машинного навчання на основі глибинних нейронних мереж.
- Предметом дослідження є алгоритми аналізу ЕКГ за допомогою глибинних нейронних мереж.
- Мета роботи – розробити алгоритм на основі нейронних мереж для аналізу ЕКГ.

# Алгоритм діагностики ЕКГ

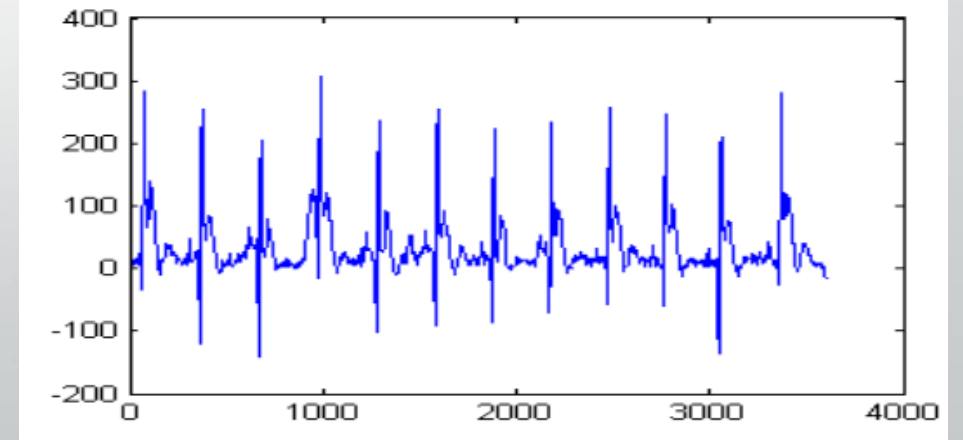
1. Обробка сирих даних ЕКГ.
2. За допомогою фільтрів очищуються шуми та вирівнюється базова лінія ЕКГ.
3. Стиснення сигналу та виділення ознак за допомогою дискретного вейвлет перетворення
4. Виділення фреймів із вхідного сигналу для навчання мережі.
5. Навчання мережі на даних MIT
6. Перевірка правильності роботи системи на тренувальних даних

Вхідний сигнал до і після  
фільтрування шумів і вирівнювання

## Нормальний комплекс

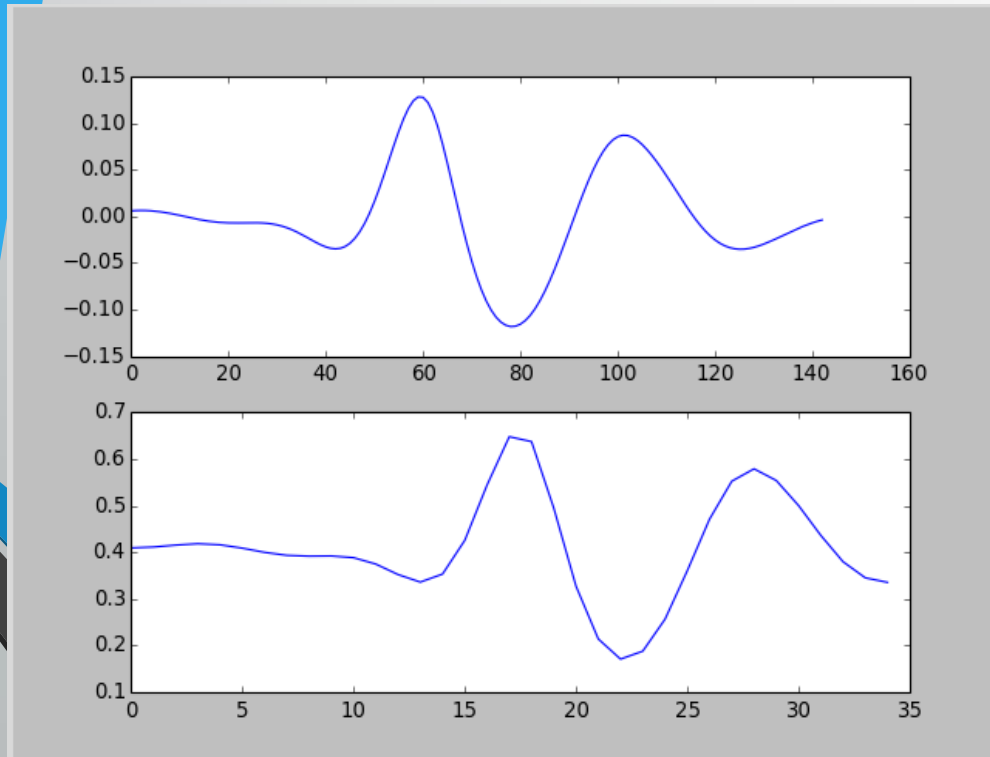
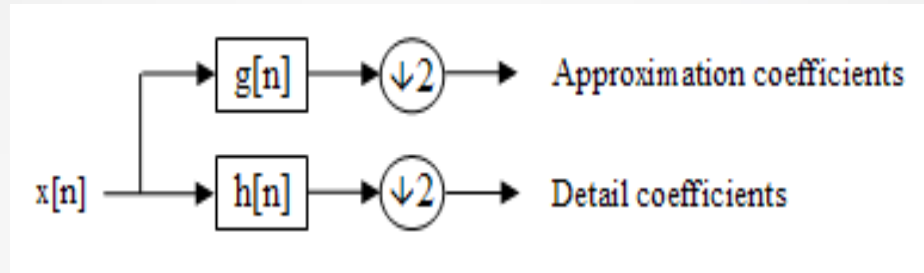


(b)

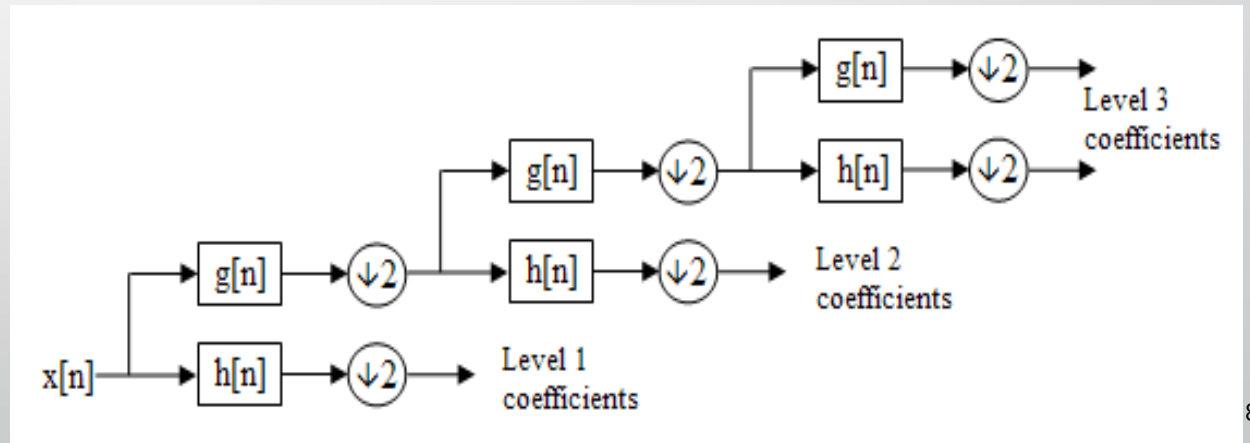


# Математичні основи. Дискретне Вейвлет Перетворення

$$y_{\text{low}}[n] = \sum_{k=-\infty}^{\infty} x[k]g[2n - k]$$
$$y_{\text{high}}[n] = \sum_{k=-\infty}^{\infty} x[k]h[2n - k]$$

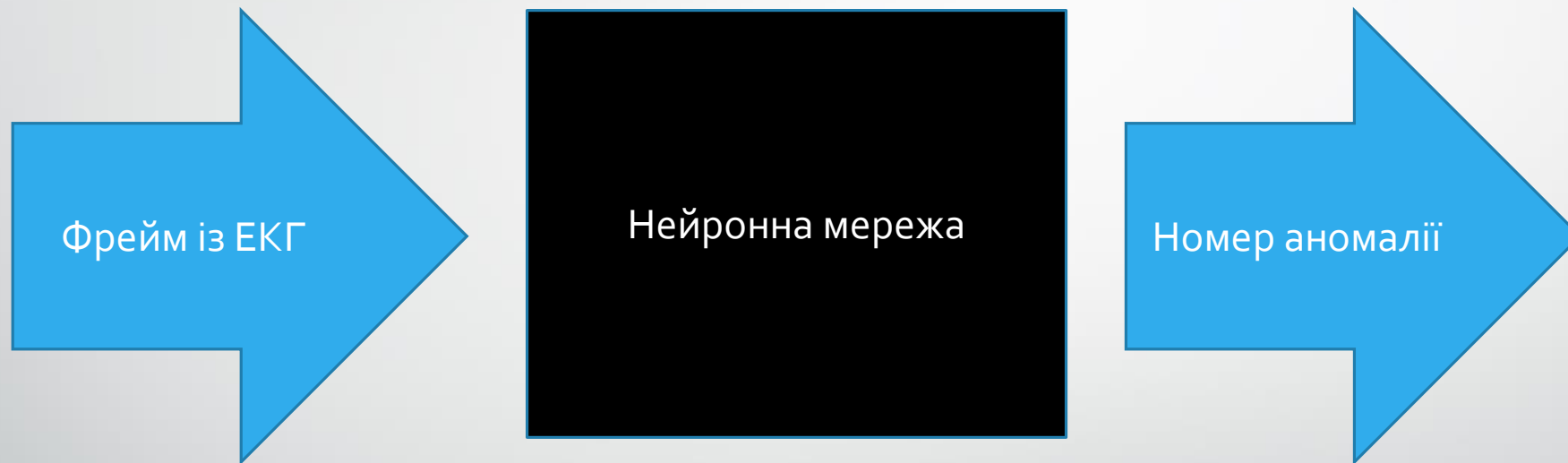


## Багаторівневе вейвлет перетворення





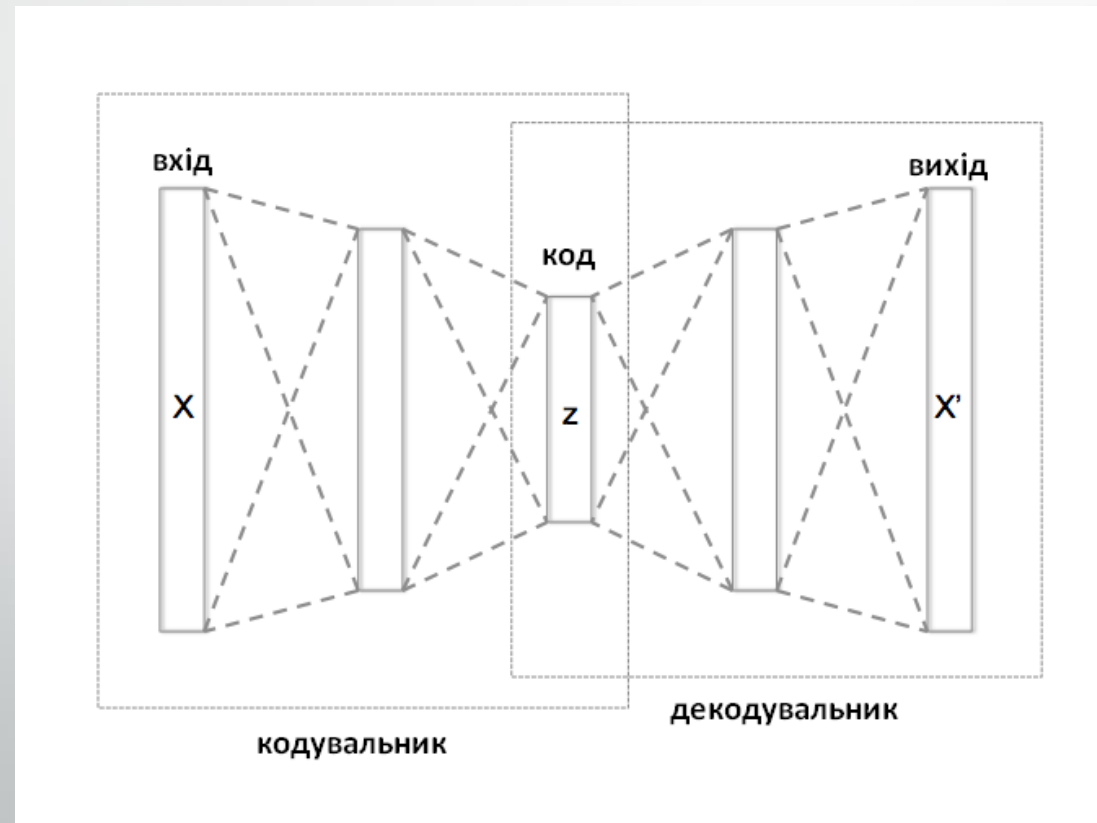
# Блок-схема роботи нейронної мережі



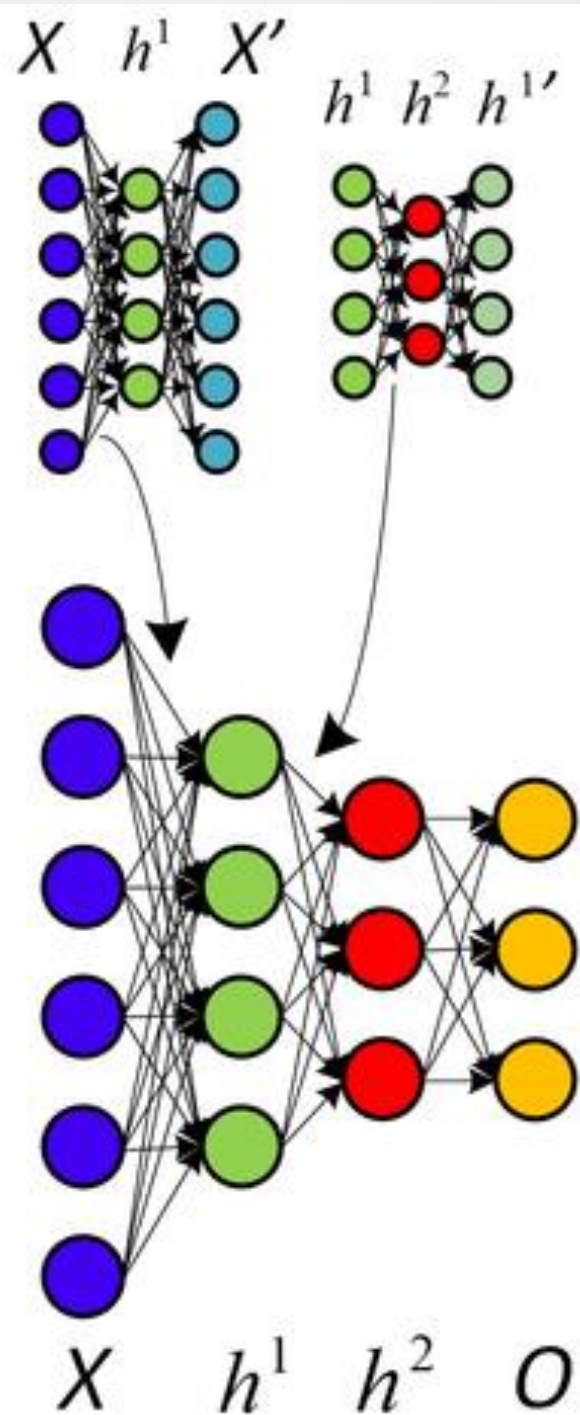
# Автокодувальник(*autoencoder*)

при навчанні прагнуть отримати вихідний вектор  $x'$   
найбільш близьким до вхідного вектора  $x$

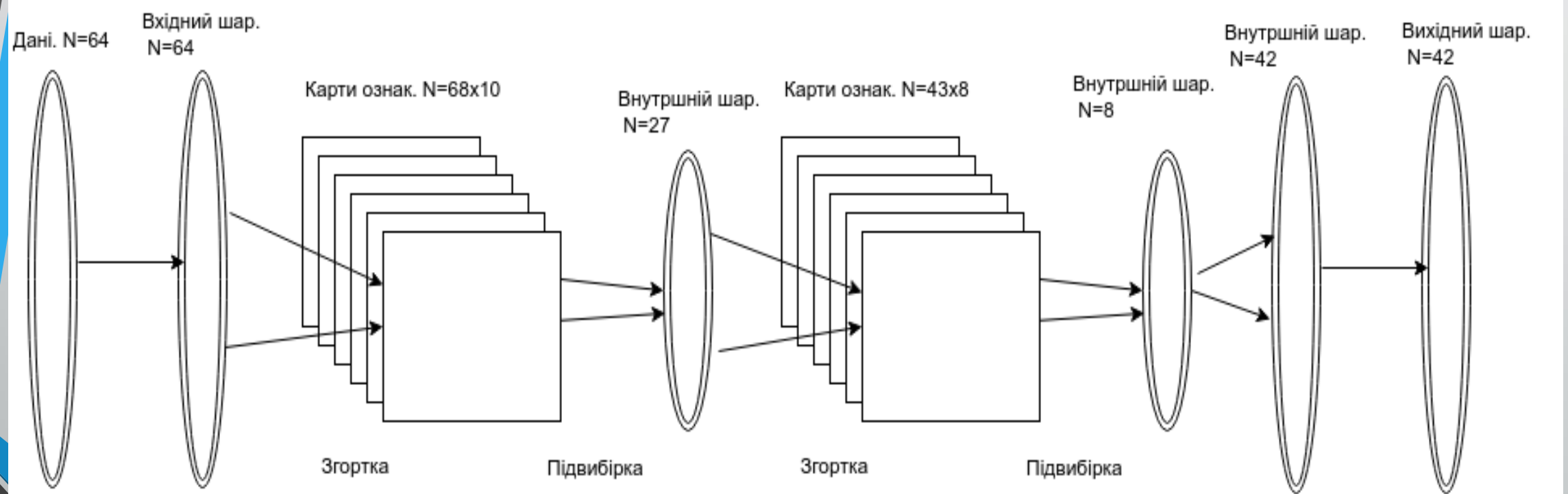
$$\mathcal{L}(x, x') = \|x - x'\|^2 = \|x - \sigma_2(\mathbf{W}'(\sigma_1(\mathbf{W}x + \mathbf{b})) + \mathbf{b}')\|^2$$



Архітектура  
СКОМПОНОВАНОГО  
автоенкодера



# Згорткова нейронна мережа(CNN)



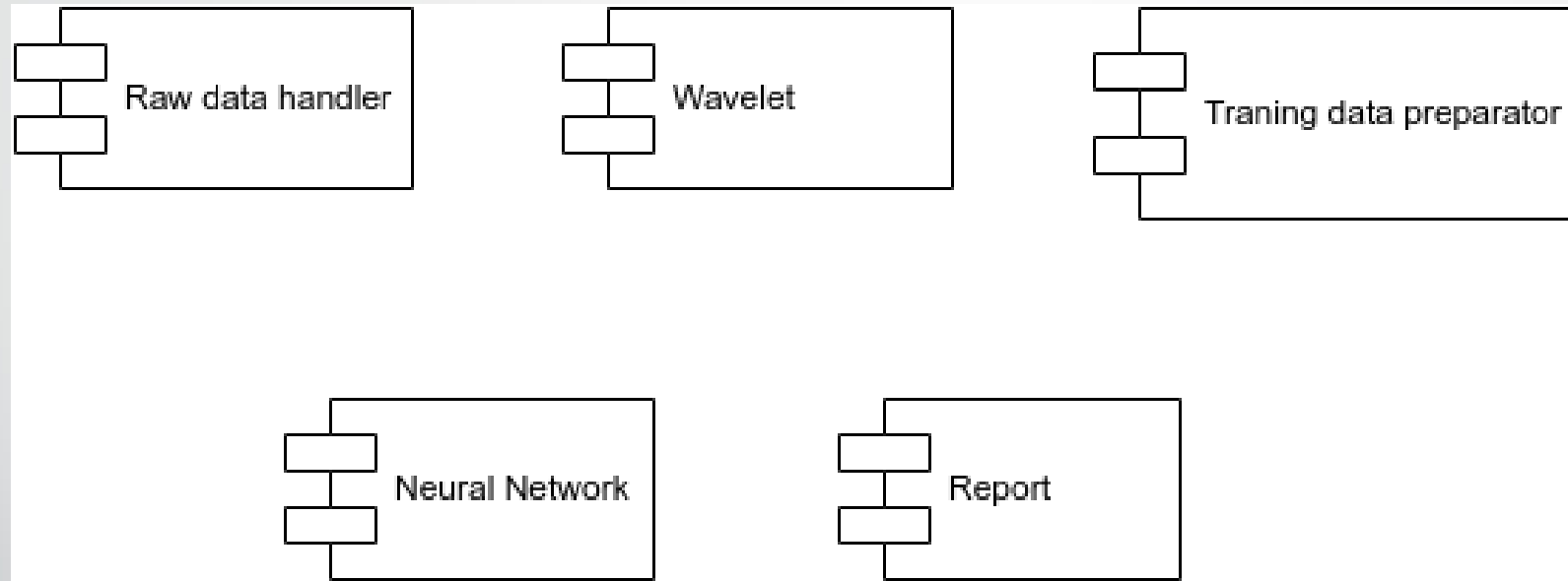
# Критерії порівняння систем/ критерії адекватності моделі

$$\text{Точність} = \frac{N_{\text{вірно прийнятих}}}{N_{\text{вірно прийнятих}} + N_{\text{невірно знехтувана}}}$$

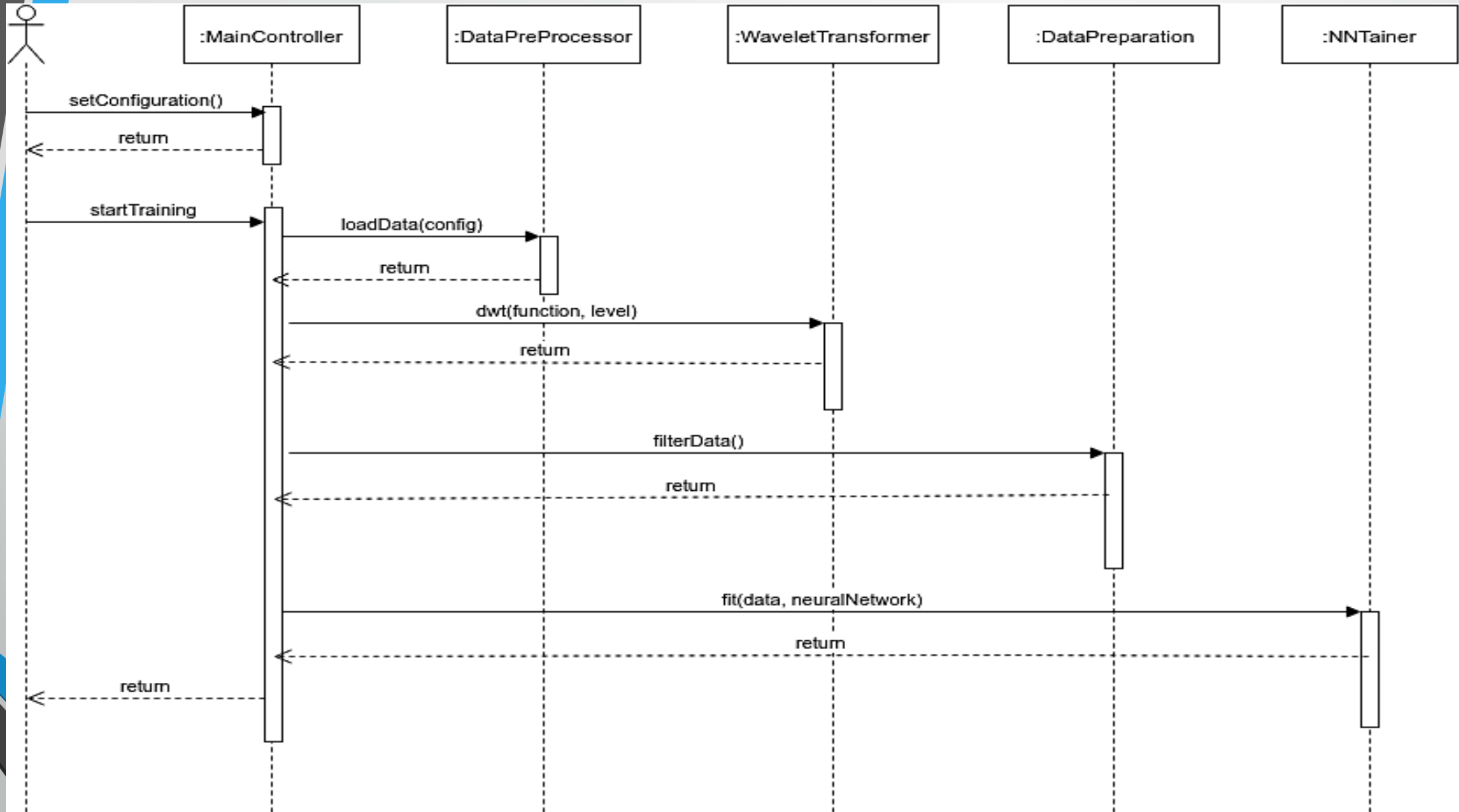
$$\text{Відгук} = \frac{N_{\text{вірно прийнятих}}}{N_{\text{вірно прийнятих}} + N_{\text{невірно прийнята}}}$$

$$\text{Загальна точність} = \frac{N_{\text{вірно прийнятих}} + N_{\text{вірно знехтувана}}}{N_{\text{вірно прийнятих}} + N_{\text{невірно прийнята}} + N_{\text{вірно знехтувана}} + N_{\text{невірно знехтувана}}}$$

# Архітектура програмного продукту



# Архітектура програмного продукту



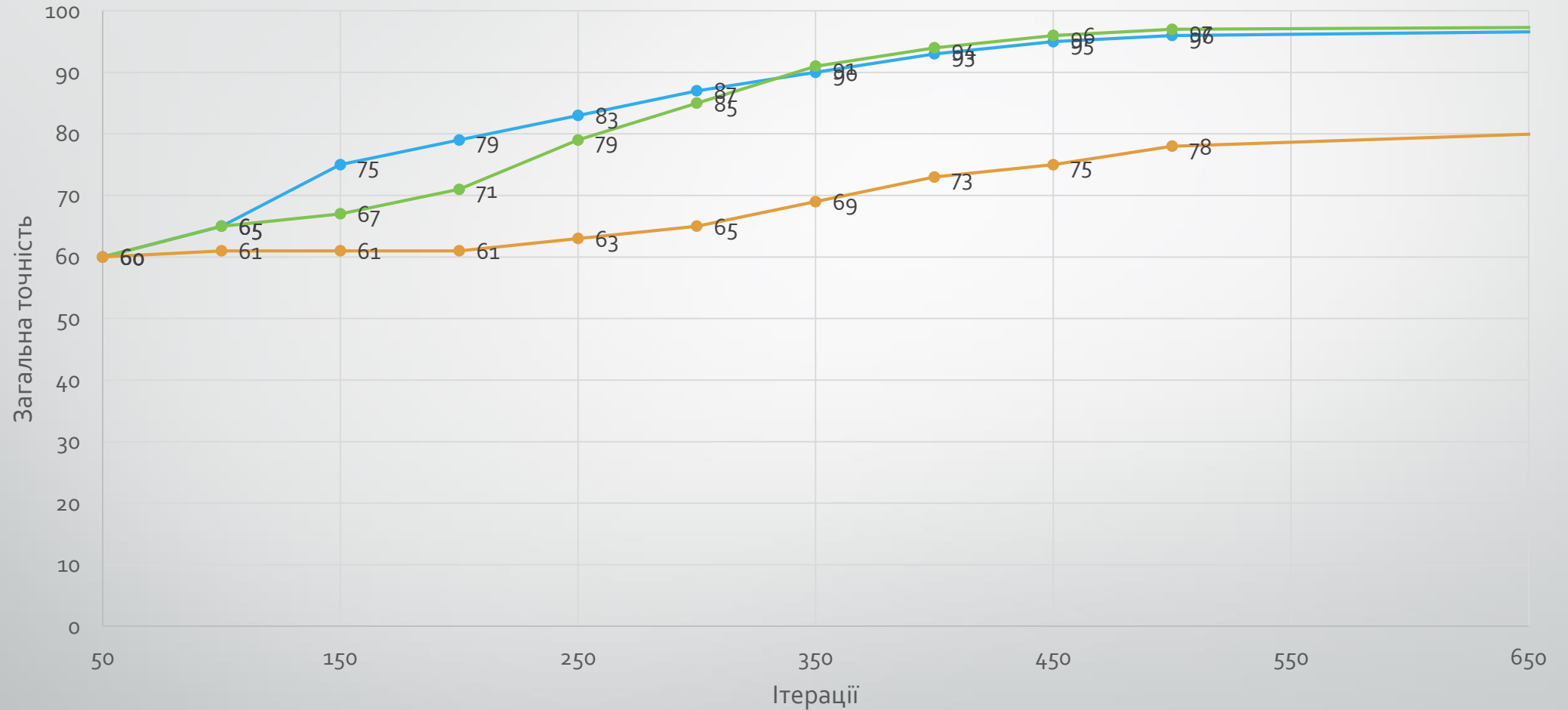
# Аналіз практичних результатів

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

№	точність	відгук
1	1.00	1.00
2	0.92	1.00
3	0.94	0.94
5	1.00	1.00
6	1.00	1.00
12	1.00	1.00
14	0.94	0.94
16	0.00	0.00
18	0.33	1.00
20	0.86	0.94



# Кількість ітерацій щодо якості розпізнавання



# Наукова новизна

1. Запропоновано алгоритм аналізу ЕКГ, який працює із точністю 98%:
  1. Алгоритм дозволяє використовувати сирих даних
  2. На невеликій вибірці даних для навчання
2. Запропонована архітектури для згорткових нейронних мереж та багаторівневих автокодувальників для аналізу ЕКГ.
3. Використання бібліотек, що застосовують GPU для обчислень. Це дає змогу значно зменшити час навчання мережі на великих даних.
4. Використання методу виключення для БШП, що дало збільшити точність роботи мережі на 6% порівняно із звичайним БШП

# Практична цінність

- Використання бібліотек, що застосовують GPU для обчислень. Це дає змогу значно зменшити час навчання мережі на великих даних.
- Використання методу виключення для БШП, що дало збільшити точність роботи мережі на 6% порівняно із звичайним БШП
- Автоматична діагностика аномалій в ЕКГ, що дає змогу діагностувати серцево-судинні захворювання на ранніх стадіях
- Безкоштовний пакет для аналізу захворювань, що може бути використаний для нових детекторів. Так як комерційні аналоги закриті та коштують великих сум.
- Можливість застосування у мобільних телефонах із датчиками ЕКГ

# Шляхи подальшого розвитку

1. Розширення вхідних даних(вік, стать, тиск)
2. Навчання не на одному комплексі ЕКГ а на їхніх групах.
3. Навчання на багатьох каналах ЕКГ сигналу

# Апробація

За результатами роботи було опубліковані тези «Глибинні нейронні мережі в медицині» на конференції САІТ 2016 та статтю «Систем діагностики електрокардіограм за допомогою глибинних нейронних мереж» у «Міжнародному науковому журналі»



Дякую за увагу



# Запитання та відповіді