

**КИЇВСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
ІМЕНІ ТАРАСА ШЕВЧЕНКА**

Факультет комп'ютерних наук та кібернетики
Кафедра теоретичної кібернетики

Кваліфікаційна робота

на здобуття ступеня бакалавра

за спеціальністю 122 «Комп'ютерні науки»

на тему:

**МЕТОДИ ОБРОБКИ ЕЛЕКТРОКАРДІОГРАМ НА ОСНОВІ
ВЕЙВЛЕТ-ПЕРЕТВОРЕНЬ**

Виконав студент 4 курсу
Ілляшенко Ярослав Юрійович

Науковий керівник:
професор,
доктор фізико-математичних наук
Пашко Анатолій Олексійович

(підпис)

(підпис)

Засвідчую, що в цій роботі немає
запозичень з праць інших авторів без
відповідних посилань.

Студент

(підпис)

Роботу розглянуто _____ й
допущено до захисту на засіданні
кафедри теоретичної кібернетики
« _____ » _____ 2021р.,
протокол № _____
Завідувач кафедри
Ю.В. Крак

РЕФЕРАТ

Обсяг роботи сторінки 48, рисунків 28, використаних джерел 20.

Об'єкт дослідження - методи вейвлет перетворень. Предметом роботи є використання програмних засобів для обробки ЕКГ за допомогою вейвлет перетворень.

Мета роботи: підвищення ефективності обробки ЕКГ за допомогою вейвлет перетворень.

Поставлені задачі:

1. Огляд метода вейвлет перетворення.
2. Дослідження видів вейвлетів.
3. Здійснення порівняння між вейвлет-перетвореннями та перетвореннями Фур'є.
4. Розробка програмного забезпечення для обробки ЕКГ за допомогою вейвлет-перетворення.

Інструменти, що використовуються:

- Середовище розробки – PyCharm Community Edition 2020.1.1.
- Мова Python

Результати роботи: Було реалізовано та продемонстровано методи обробки електрокардіограми за допомогою вейвлет-перетворень. Для цього використовувалася мова Python та бібліотека PyWavelets.

СПИСОК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ

ВП, WT - вейвлет-перетворення

FT - перетворення фур'є

CWT - неперервне вейвлет-перетворення

DWT - дискретне вейвлет-перетворення

PPG - внутрішнє вимірювання фотоплетизмографа

ЕЕГ - електроенцефалограма

BCR - варіабельності серцевого ритму

ЗМІСТ

СПИСОК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ	3
ЗМІСТ	4
ВСТУП	6
Оцінка сучасного стану об'єкта дослідження або розробки.	6
Актуальність роботи та підстави для її виконання.	6
Мета й завдання роботи.	7
Об'єкт і методи дослідження або розроблення.	7
РОЗДІЛ 1 ОСНОВИ ВЕЙВЛЕТ АНАЛІЗУ	9
1.1 Що таке вейвлет	9
1.2 Визначення вейвлета	9
1.3 Властивості вейвлетів	10
1.4 Види вейвлетів	11
1.4.1 Вейвлет Хаара	12
1.4.2 Алгоритм вейвлет - перетворення Добеші	13
1.4.3 Алгоритм Молла	13
1.4.4 Вейвлети, сконструйовані на основі похідних функцій Гаусса	16
1.4.5 Вейвлет Морлі	16
1.5 Вейвлет перетворення	17
1.6 Материнські вейвлети	20
РОЗДІЛ 2 НЕПЕРЕРВНЕ ТА ДИСКРЕТНЕ ВЕЙВЛЕТ- ПЕРЕТВОРЕННЯ	21
2.1 Дискретний вейвлет-аналіз	21

	5
2.2 Неперервний вейвлет-аналіз	23
2.3 Поняття масштабу	25
РОЗДІЛ 3 ЗАСТОСУВАННЯ ВЕЙВЛЕТ-АНАЛІЗУ	26
3.1 Основи електрокардіографії	26
3.2 Фільтрація шуму	31
3.3 Вейвлет аналіз ЕКГ	33
3.4 Перетворення Фур'є та ВП та огляд PyWavelets	39
3.5 Програмна реалізація	43
ВИСНОВКИ	48
ДЖЕРЕЛА	49

ВСТУП

Оцінка сучасного стану об'єкта дослідження або розробки.

Збільшення кількості захворювань і смертей, пов'язаних з функціональним порушення серцево-судинної системи - одна з найважливіших проблем. Електрокардіографія - це найпоширеніший медичний метод оцінки електричної активності головного органу - серця. ЕКГ дозволяє визначити перші порушення в роботі серця, оцінити динаміку серцевих патологій і ефективність призначеної терапії.

Однак існує багато випадків, коли електрокардіографія дає недостатньо точну інформацію. Через помилки комп'ютерних алгоритмів та недостатньо кваліфікованих лікарів можуть виникати дуже неприємні, а іноді і фатальні для пацієнта ситуації.

Саме для усунення таких ситуацій, потрібно збільшувати кількість та якість інформації про аналіз електрокардіограми.

Актуальність роботи та підстави для її виконання.

В даний час для аналізу електрокардіографічних сигналів широко застосовуються методи Фур'є-аналізу. Однак результати отримані за допомогою вейвлет-перетворень, мають більше інформаційного змісту, точності та менше обчислювальних витрат на відміну від перетворень Фур'є. Вейвлети мають очевидні переваги у поданні місцевих особливостей сигналів порівняно з іншими спектральними методами.

Вейвлет-аналіз - це відносно новий математичний апарат, розроблений для аналізу інформації, що містить сигнали у вигляді

локалізованих піків. Інформація, отримана при електрокардіографія повністю підходить під цей метод. Фур'є-аналіз в цьому випадку не може бути застосований або неефективний. Вейвлет-перетворення одновимірного сигналу - це його розкладання по базису на підставі солітоноподобної функції з певними властивостями. Базис виходить шляхом зсуву і розтягування (стиснення) цієї функції, званої вейвлетом.

Мета й завдання роботи.

Метою роботи є підвищення ефективності обробки ЕКГ за допомогою вейвлет перетворень та вирішення важливої науково-прикладної задачі розробки програми що використовують вейвлет-перетворення для прогнозування та запобігання нещасним випадкам зв'язаних з перевтомою. Для цього потрібно вирішити наступні завдання:

- Огляд метода вейвлет перетворення.
- Дослідження видів вейвлетів.
- Здійснення порівняння між вейвлет-перетвореннями та перетвореннями Фур'є.
- Розробка програмного забезпечення для обробки ЕКГ за допомогою є вейвлет-перетворення.

Об'єкт і методи дослідження або розроблення.

Об'єкт дослідження - методи вейвлет перетворень. Методами роботи є програмні засоби для обробки ЕКГ за допомогою вейвлет перетворень та використання цих результатів для запобігання нещасним випадкам зв'язаних з перевтомою.

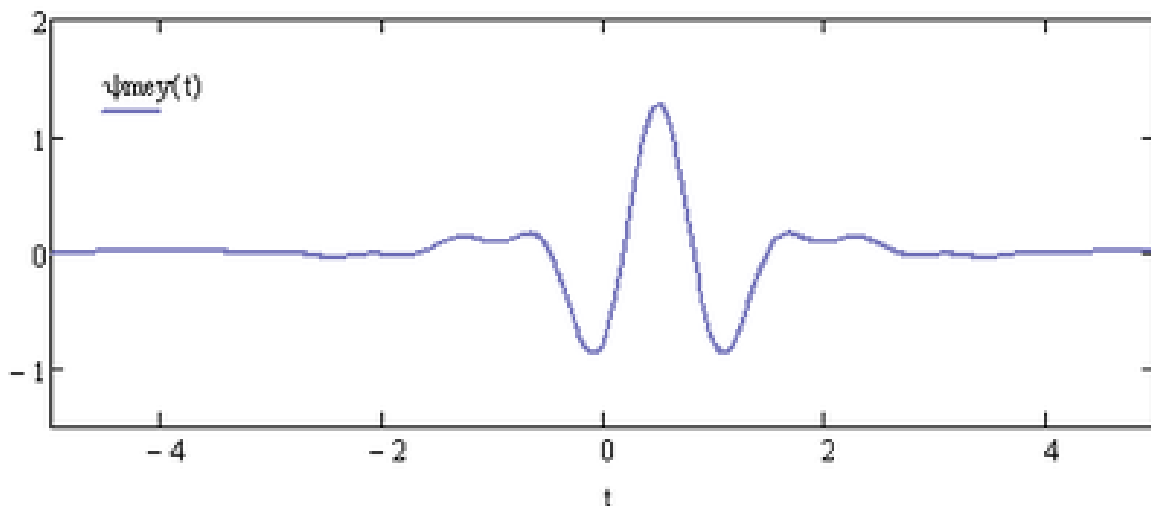
Можливі сфери застосування.

Програми можуть використовуватись як у наукових цілях для роботи з вейвлет-перетвореннями та перетвореннями Фур'є, так і в цілях моніторингу та запобігання перевтоми працівників різних професій.

РОЗДІЛ 1 ОСНОВИ ВЕЙВЛЕТ АНАЛІЗУ

1.1 Що таке вейвлет

Вейвлет - математична функція, яка дозволяє аналізувати різні частотні компоненти даних. Графік функції виглядає як хвилеподібні коливання з амплітудою, що прямує до нуля на великій відстані. В загальному випадку аналіз сигналів проводиться в площині вейвлет-коефіцієнтів. Вейвлет-коефіцієнти визначаються інтегральним перетворенням сигналу. Отримані вейвлет-спектрограми принципово відрізняються від звичайних спектрів Фур'є тим, що дають чітку прив'язку спектра різних особливостей сигналів до часу.



1.2 Визначення вейвлета

У загальному випадку до вейвлетів відносяться локалізовані функції, які конструюються з одного материнського вейвлета $\psi(t)$ або з якоїсь іншої незалежної змінної шляхом операцій зсуву за часом b і зміни тимчасового масштабу a :

$$\psi_{ab}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right), (a, b) \in \mathbb{R}, \psi(t) \in L^2(\mathbb{R})$$

де $\frac{1}{\sqrt{|a|}}$ - множник, що забезпечує незалежність норми функцій від масштабуючого числа a .

1.3 Властивості вейвлетів

- **Локалізація**

Вейвлет повинен бути неперервним, інтегрованим, носій задовольняти властивості компактності і бути локалізованим в часі (або в просторі) та за частотою. При звуженні в просторі вейвлета його спектр стає ширшим та зміщується в бік вищих частот, а частота в середньому зростає. Залежність між даними явищами має лінійну природу - за звуження ширини вейвлету вдвічі має статись збільшення його домінантної частоти і ширини спектра також в два рази. Виконання даних умов для функції вейвлета означає достатньо хорошу локалізованість:

$$\psi(t) \leq \frac{C}{(1 + |t|)^{1+\varepsilon}}, \Psi(f) \leq \frac{C}{(1 + |f|)^{1+\varepsilon}} \text{ при } \varepsilon > 0$$

- **Нульове середнє значення**, значить в нульового моменту справджується властивість:

$$\int_{-\infty}^{\infty} \psi(t) dt = 0$$

Така умова надає можливість відокремити на рівні змін в певних областях та зафіксувати тренд, локальні особливості сигналів в рамках носія вейвлета, підсилення сталої складової сигналів з нульовим значенням частотного спектра вейвлета при $\omega = 0$

і локалізованість вейвлетного спектра у форматі смугового фільтра з центром на деякій (домінантній) частоті ω_0 функції вейвлета. Щоб ігнорувати регулярні складові сигналу поліноміальної складності та проводити аналіз флуктуацій малого масштабу і особливостей високого порядку, зазвичай, необхідно скористатися нульовими значеннями декількох моментів:

$$\int_{-\infty}^{\infty} t^m \psi(t) dt = 0$$

Це вейвлети m -го порядку.

- **Обмеженість.** Необхідна і достатня умова:

$$\|\psi(t)\|^2 = \int_{-\infty}^{\infty} |\psi(t)|^2 dt < \infty$$

Оцінити наскільки хороша обмеженість і локалізація можливо з використанням виразів:

$$|\psi(t)| < \frac{1}{1 + |t|^n} \text{ або } |\Psi(\omega)| < \frac{1}{1 + |\omega_0|^n}$$

де ω_0 - середня частота вейвлета.

Оцінка точніша чим більше значення n .

- **Автомодельності базису або самоподібність.**

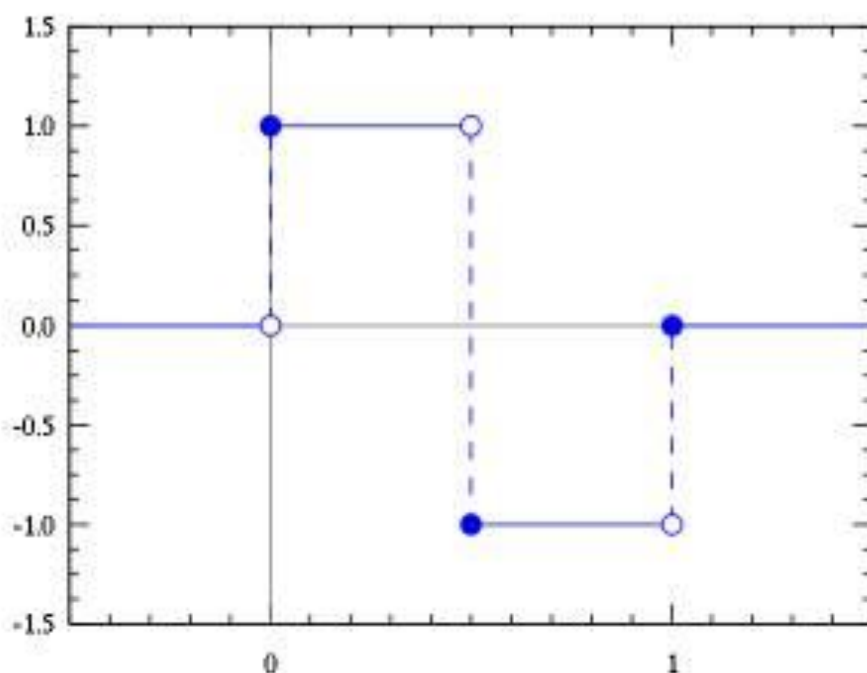
Базисні вейвлети $\psi_{ab}(t)$ за формою мають бути подібні материнському вейвлету $\psi(t)$, а саме форма повинна зберігатись при зсувах і масштабуванні (розширенні / звуженні), кількість осциляцій залишатись незмінною.

1.4 Види вейвлетів

Вейвлети можуть бути ортогональними, напівортогональними, біортогональними. Вейвлетна функція буває симетрична, асиметрична і несиметрична, з компактною областю визначення носія та без, а також мати різну ступінь гладкості.

1.4.1 Вейвлет Хаара

Перший і досить простий вейвлет був запропонований в 1909 році угорським математиком Альфредом Хааром. Основа вейвлета - ортогональні системи функцій. Вейвлети Хаара мають ортогональний вигляд, компактний носій, низьку гладкість і добре локалізовані в просторі. Інгрід Добеші, використовуючи результати роботи Хаара, розробила власну теорію ортогональних сплесків і використовувала функції, обчислені ітераційним методом. Вейвлети названі на її честь вейвлети Добеші.



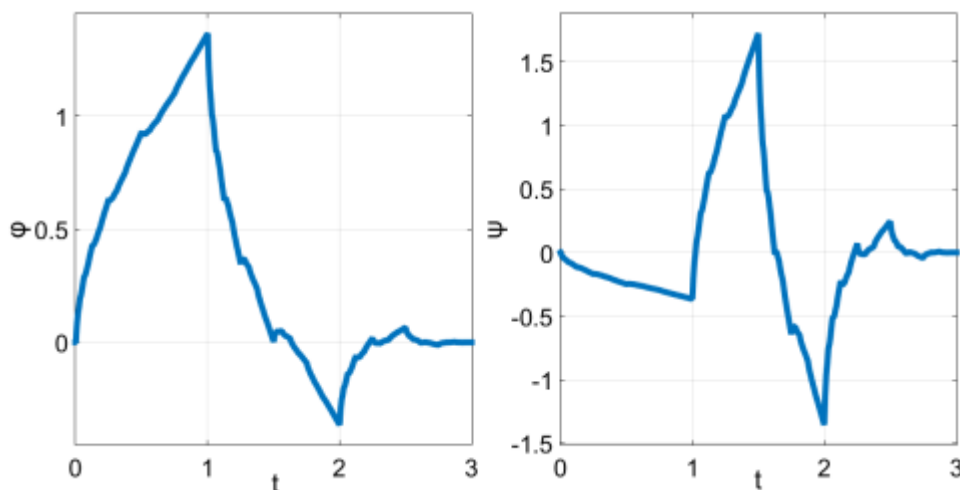
1.4.2 Алгоритм вейвлет - перетворення Добеші

У 1988 році Інґрід Добеші створила сімейство компактних еталонних вейвлетів. Це сімейство вейвлетів має дуже добре розташовані елементи. Кожен елементарний вейвлет управляється набором N цілочисельних коефіцієнтів та коефіцієнтів $k = \{0, 1, \dots, N-1\}$ за допомогою масштабних співвідношень. Коефіцієнти a_k і a_{1-k} називаються коефіцієнтами фільтрації і підтверджують такі співвідношення:

$$\varphi(x) = \sum_{k=0}^{N-1} a_k \varphi(2x - k)$$

$$\psi(x) = \sum_{k=2-N}^1 (-1)^k a_{1-k} \varphi(2x - k)$$

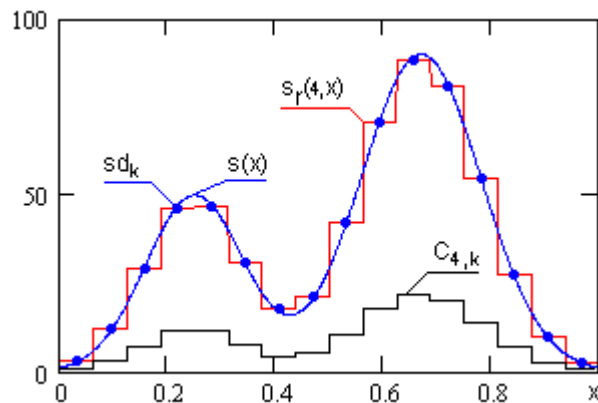
Хвильове стиснення в сучасних алгоритмах стиснення зображень може значно (до двох разів) збільшити ступінь стиснення чорно-білих та кольорових зображень із порівнянною якістю візуалізації порівняно з алгоритмами попереднього покоління, заснованими на дискретних косинусних перетвореннях, таких як, наприклад, JPEG.



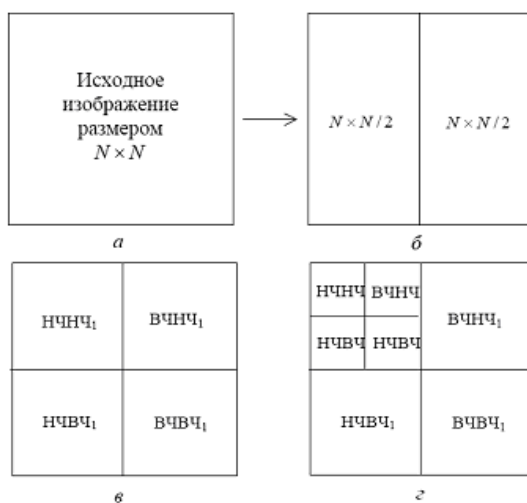
1.4.3 Алгоритм Молла

Для роботи з дискретними зображеннями використовується

варіант вейвлет-перетворення, відомий як алгоритм Молла, названий на честь його винахідника Стефана Молла. Початкове зображення розбивається на дві складові - високочастотну (що складається в основному з різких змін яскравості) і згладжену зменшену версію



оригіналу. Це досягається за допомогою пари фільтрів, кожен із отриманих компонентів має половину розміру вихідного зображення. Як правило, застосовуються фільтри з кінцевою імпульсною характеристикою, в яких пікселі, що потрапляють у невелике «вікно», множаться на заданий набір коефіцієнтів, підсумовуються отримані значення, а вікно зміщується для обчислення наступного виходу значення.



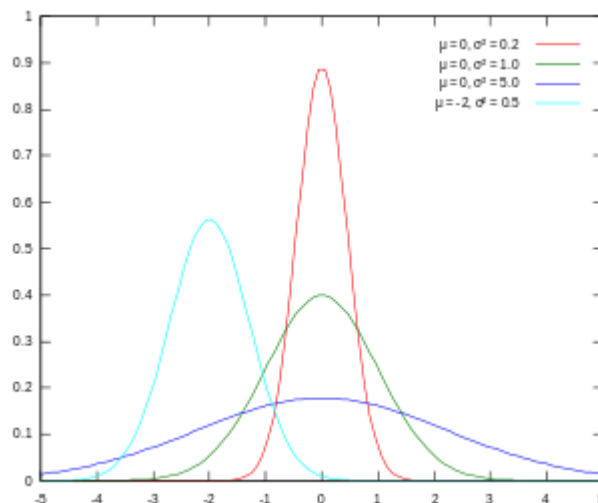
1.4.4 Вейвлети, сконструйовані на основі похідних функцій Гаусса

Найбільш часто серед дійсних вейвлетів використовуються вейвлети, сконструйовані на основі похідних функцій Гаусса:

$$\psi_m(t) = (-1)^m \partial_t^m (e^{-\frac{t^2}{2}})$$

$$\Psi_m(f) = m(if)^m e^{-\frac{f^2}{2}}$$

Похідні вищого порядку дозволяють отримувати інформацію про особливості високого порядку, що містяться в часових рядах. Вейвлети, засновані на функціях Гаусса, використовуються для аналізу масштабних властивостей часових рядів, включаючи мультифрактальні: тип сингулярності (степеннева закономірність, імпульсивність, крок тощо), її інтенсивність, розподіл особливостей за шкалами, а на рисунку показані вейвлети та їх перетворення Фур'є. За зовнішнім виглядом перший з них зазвичай називають ХВИЛЬНОЮ хвилею (WAVE-хвиля),



другий - мексиканською шапкою, або МНАТ-вейвлетом (мексиканська НАТ).

1.4.5 Вейвлет Морлі

Найбільш часто використовуваним вейвлетом SWT є вейвлет Морлі, комплексна синусоїдальна хвиля з гаусовим вікном, яка визначається наступним чином в часовій і частотній областях:

$$\Psi_0(\eta) = (\pi)^{-1/4} e^{m\eta} e^{-\frac{\eta^2}{2}}$$

$$\Psi_0(s\omega) = (\pi)^{-\frac{1}{4}} H(\omega) e^{-\frac{(s\omega-m)^2}{2}}$$

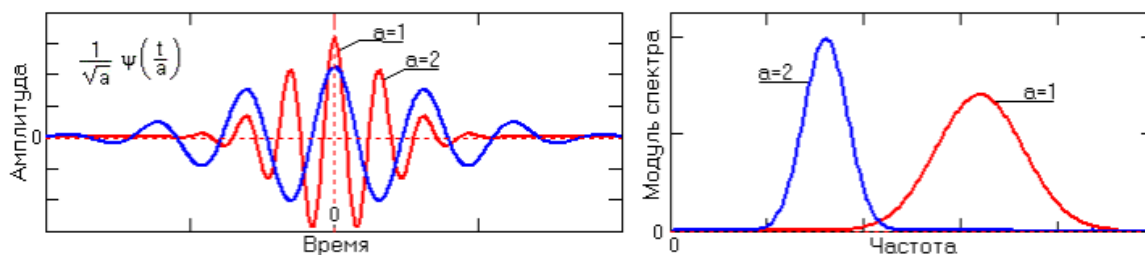
У цих рівняннях η - параметр часу, m - хвильове число, а H - функція Хевісайда.

1.5 Вейвлет перетворення

Перетворення вейвлетів, як правило, базується на використанні двох безперервних, взаємопов'язаних та інтегрованих функцій з незалежними змінними:

- Вейвлет-функція $\psi(t)$ як пси-функція часу з нульовим інтегральним значенням і формою частоти Фур'є (ω). Ця функція, яку слід назвати вейвлетом, виділяє деталізовані сигнали та їх місцеві особливості. Аналізуючи вейвлети, вибираються функції, які добре локалізовані як в тактовій частоті, так і в частотній області. Приклад тимчасового та частого методу представлення функцій на малюнку.
- Функція $\phi(t)$ масштабується як функція масштабування часу $\phi(t)$ з одиничним інтегральним значенням, яке використовується для

приблизно апроксимації (апроксимації) сигналу.



Аналіз вейвлет-перетворення виконується приблизно так само, як і VPF-аналіз, в тому сенсі, що сигнал помножується на якусь функцію (вейвлет), подібну до вікна в VPF. Ширина вікна змінюється в міру обчислення перетворення для кожної з складових спектру.

Сигнали перетворення Wavelet Analytics визначаються математичним підставою для розкладання сигналу, яке аналогічно перетворенню Фур'є. Головною відмінною рисою вейвлет-перетворення є нова основа для декомпозиції сигналу - вейвлет-функція. Властивості вейвлетів принципово важливі як для самої можливості розкладання сигналів на окремі вейвлет-функції, так і для цілеспрямованих впливів на вейвлет-спектри, включаючи сигнали з подальшою реконструкцією після обробки вейвлет-спектрів.

На практиці було б бажано мати ортогональні симетричні і асиметричні вейвлети. На жаль, такі вейвлети є тільки вейвлети Хаара, які не володіють достатньою гладкістю і не підходять для більшості додатків. Найбільше прикладне значення мають біортогональні вейвлети.

Функції вейвлет-перетворення можуть бути самими різними функціями з компактною несучою: імпульсно-модульована

синусоїдальна хвиля, функції стрибка рівня і т.д. вибір відповідного типу вейвлета.

Однак необхідно відрізнити вейвлет по цільовим завданням вейвлет-перетворення від позиції декомпозиції - відновлення сигналів. За аналогією з перетворенням Фур'є було б бажано мати таке вейвлет-перетворення сигналів. їх реконструкція по вейвлет-спектрами. Однак це можливо тільки з використанням ортогональних базисних функцій, які включають дуже обмежена кількість ортогональних і біортогональних вейвлетов. Цей вейвлет буде зосереджений на. При цьому для якісного АНАЛІЗУ сигналів і локальних, особливо в сигналах, може застосовуватися Шіршовская номенклатура вейвлет-функцій, які хоч і не забезпечують реконструкцію сигналів, але дозволяють за новою оцінкою інформаційний зміст сигналів і динаміку зміни цієї інформації.

Образне уявлення перетворення

Уявіть довгу і вузьку скляну коробку, довільно заповнену кулями трьох різних діаметрів: 5, 10 і 15 см. Візьмемо перший «вейвлет» - Ідеальне диференціальне сито з діаметром отвору $d = 5$ см, через нього пройдемо тільки п'яти сантиметрову кульки (аналог значення α). Рухаючись по скрині, «просіюємо» через це сито Кулі в скрині, не змішуючи їх на відстані від нульового кінця скрині і поміщаючи просіяні Кулі в той же скриню, зберігаючи відстань від голови скрині. Змінимо масштаб «вейвлета» і повторимо цю операцію з ситом з діаметром отвору 10, а потім 15 см. Якщо всі три скрині розташовані поруч один з одним, ми отримаємо двомірну «поверхню» їх зосередження в різних частинах скрині.

1.6 Материнські вейвлети

На відміну від розкладу Фур'є, яке завжди використовує комплексні експоненціальні (синус і косинус) базисні функції, в вейвлет-розкладі материнського вейвлета використовується локалізована в часі коливальна функція. Материнський вейвлет - це функція, яка неперервна як за часом, так і по частоті, і служить вихідною функцією, з якої будуються масштабовані і перетворені базисні функції. Материнський вейвлет може бути складним або реальним і зазвичай включає регульований параметр, який управляє властивостями локалізованого коливання. Вейвлет-аналіз складніший, ніж аналіз Фур'є, оскільки необхідно повністю вказати материнський вейвлет, з якого будуть побудовані базисні функції.

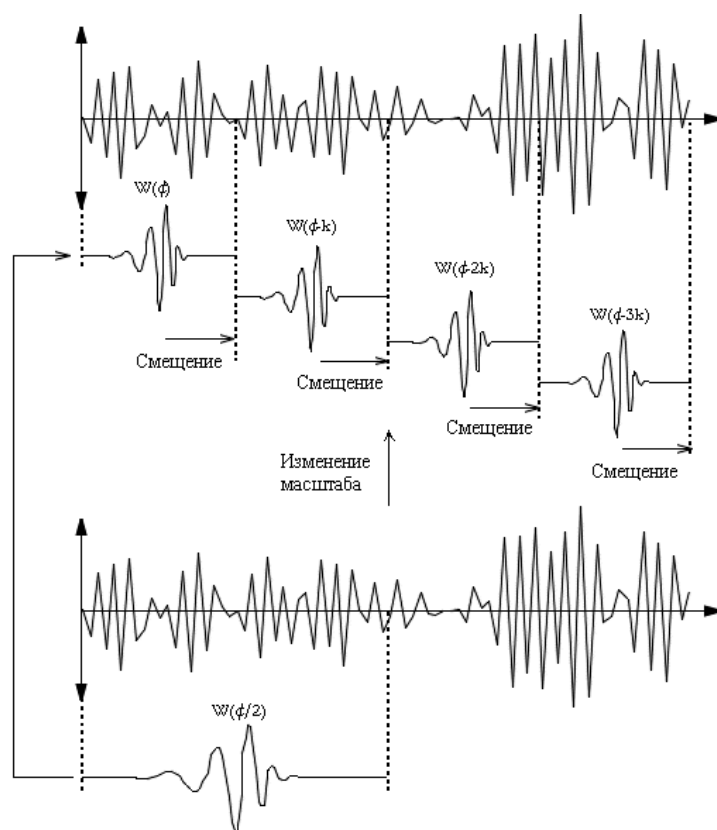
РОЗДІЛ 2 НЕПЕРЕРВНЕ ТА ДИСКРЕТНЕ ВЕЙВЛЕТ-ПЕРЕТВОРЕННЯ

Розрізняють дискретний і неперервний вейвлет-аналіз, апарат яких можна застосовувати як для неперервних, так і для дискретних сигналів.

2.1 Дискретний вейвлет-аналіз

Як і в разі FT, WT був дискретизований та відомий як дискретне вейвлет-перетворення і являє собою важливу перевагу перед традиційними методами FT. WT розкладає сигнал на кілька шкал, що представляють різні смуги частот, і на кожній шкалі положення WT може бути визначено часовою характеристикою, за допомогою якої можна ідентифікувати і ефективно видаляти електричний шум. Короткочасні вейвлети дозволяють отримувати інформацію з високочастотних компонентів. Це важлива інформація для усунення електричного шуму, оскільки електричний шум з більшою ймовірністю буде проявляти високочастотні коливання. Довгострокові вейвлети дозволяють отримувати інформацію з низьких частот. Маючи інформацію про високі і низькі частоти, ми можемо визначити поріг і обнулити частоти нижче небажаного порога електричного шуму.

Новаторська робота з видалення електричного шуму з сигналів за допомогою WT бере свій початок в роботах Донохью і Джонстона, які пропонують використовувати поріг для видалення гауссовського білого електричного шуму в сигналах. Аналогічні роботи, але з використанням нецелімірованого дискретного вейвлет-перетворення (UWT), представлені пізніше, дозволяють видаляти електричні перешкоди



нелінійним методом, запропонованим Койфманом та Донохью.

DWT вважається придатним інструментом для усунення електричного шуму в якості нової альтернативи, яка замінює процедури ослаблення електричного шуму з використанням фільтрів нижніх частот систем Lock-In Amplifier або швидкого перетворення Фур'є (FFT), яке саме по собі може використовуватися в умовах, коли електричний шум має дуже невелике перекриття смуг або повністю відрізняється і відділений від

сигналу і шуму, щоб мати можливість використовувати метод фільтрації, що є важливим обмеженням в момент обробки цифрових сигналів. Не стаціонарний, зміст якого змінюється з плином часу.

2.2 Неперервний вейвлет-аналіз

Неперервне вейвлет-перетворення використовується для розкладання сигналу на вейвлети. Вейвлети - це невеликі коливання, які сильно локалізовані в часі. У той час як перетворення Фур'є розкладає сигнал на синуси і косинуси нескінченної довжини, ефективно втрачаючи всю інформацію про часові локалізації, базові функції CWT є масштабованими і зсунутими версіями локалізованого за часом материнського вейвлета. CWT використовується для побудови частотно-часового подання сигналу, яке забезпечує дуже хорошу часову і частотну локалізацію.

CWT - відмінний інструмент для відображення змінних властивостей нестаціонарних сигналів. CWT також є ідеальним інструментом для визначення того, чи є сигнал стаціонарним в глобальному сенсі. Коли сигнал вважається нестаціонарним, CWT може використовуватися для ідентифікації стаціонарних ділянок потоку даних.

Неперервне вейвлет-перетворення $V(v, t)$

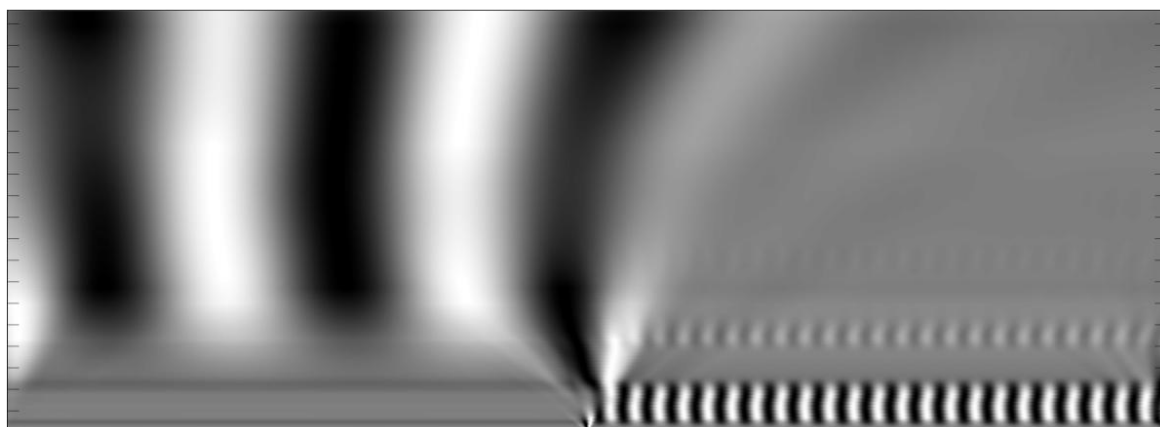
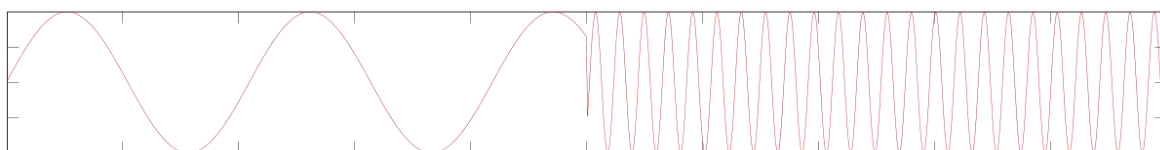
$$V(\vartheta, t) = \vartheta \int_{-\infty}^{\infty} Z(t') \psi^*[\vartheta(t' - t)] dt'$$

відображає вихідний одновимірний сигнал $Z(t)$ на площину неперервно змінюваних аргументів частоти ν і часу t . У цьому виразі $\psi(x)$ - материнський вейвлет, а індекс $*$ означає комплексне сполучення.

Величина ν визначає масштаб стиснення або розтягування материнського вейвлета, а аргумент t визначає положення центру його локалізації. Якщо протяжність материнського вейвлета $\psi(x)$ дорівнює Δx , то характерні моменти часу t' , що вносять основний вклад в інтеграл, задовольняють співвідношенню

$$t - \frac{\Delta x}{\vartheta} < t' < t + \frac{\Delta x}{\vartheta}$$

У порівнянні з класичним Фур'є-аналізом і перетворенням Габора, SWT володіє більш широкими можливостями і є ефективним інструментом дослідження локальних властивостей сигналів навіть в разі сильної нестационарності, коли швидко змінюються миттєві локальні частоти. В цьому випадку локальний спектральний аналіз виконується в межах вікна, та залежить від досліджуваної частоти ν .



CWT створює комплексну поверхню, так як вона функція двох змінних, a і b . За домовленістю, вісь b (час) проводиться горизонтально, а вісь a (шкала або частота) вертикально. оскільки змінна a позитивна, вісь a насправді є променем. Ми малюємо вісь a спрямовану вниз, так що менші значення a , відповідають більш високим частотам, а великі значення a , відповідно більш низьким частотам.

Деякі дослідники вважають за краще представляти вісь шкали логарифмічно, і в цьому випадку вісь $\log(a)$ простягається між $-\infty$ і $+\infty$. У цьому випадку орієнтація осі залишається вниз для збільшення значень a .

2.3 Поняття масштабу

Поняття масштабу ВП має аналогію з масштабом географічних карт. Великі значення масштабу відповідають глобальним поданням сигналу, а низькі значення масштабу дозволяють розрізнити деталі. У термінах частоти низькі частоти відповідають глобальній інформації про сигнал (розподілена на всій його протяжності), а високі частоти - детальній інформації та особливостям, які мають малу протяжність, тобто масштаб вейвлета, як одиниця шкали частотно-часового подання сигналів, обернена частоті. Масштабування, як математична операція, розширює або стискає сигнал. Великі значення масштабів відповідають розширенню сигналу, а малі значення - стисненим версіями. У визначенні вейвлета коефіцієнт масштабу α варто поставити в знаменнику. відповідно, $\alpha > 1$ розширює сигнал, $\alpha < 1$ стискає його.

РОЗДІЛ 3 ЗАСТОСУВАННЯ ВЕЙВЛЕТ-АНАЛІЗУ

3.1 Основи електрокардіографії

Електрокардіографія - це метод графічної реєстрації змін різниці потенціалів серця, що виникає під час процесів збудження міокарда. Перша реєстрація електрокардіосигналу, прототипу сучасної ЕКГ, була зроблена В. Ейнтховеном у 1912 році в Кембриджі. З тих пір техніка запису ЕКГ інтенсивно вдосконалюється. Сучасні електрокардіографи дозволяють записувати як одноканальний, так і багатоканальний запис ЕКГ. В останньому випадку синхронно реєструється кілька різних електрокардіографічних записів (від 2 до 6-8), що значно скорочує період дослідження і дає можливість більш точно визначити інформацію про електричне поле серця.

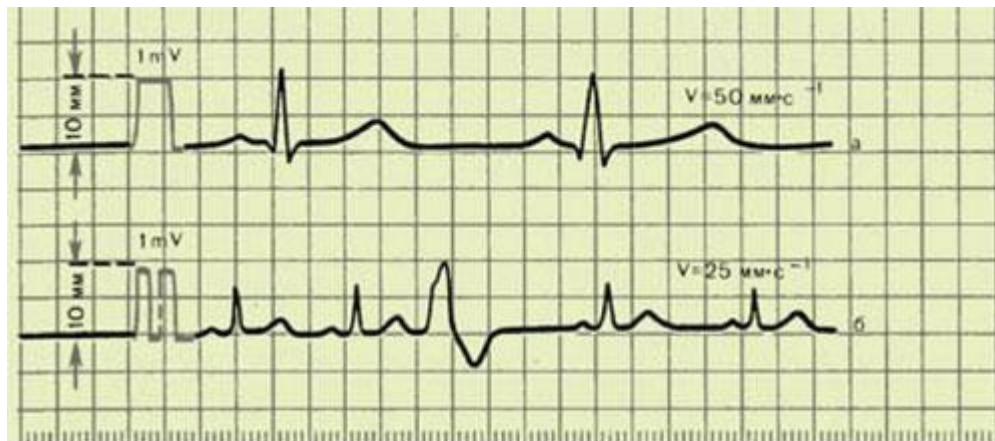
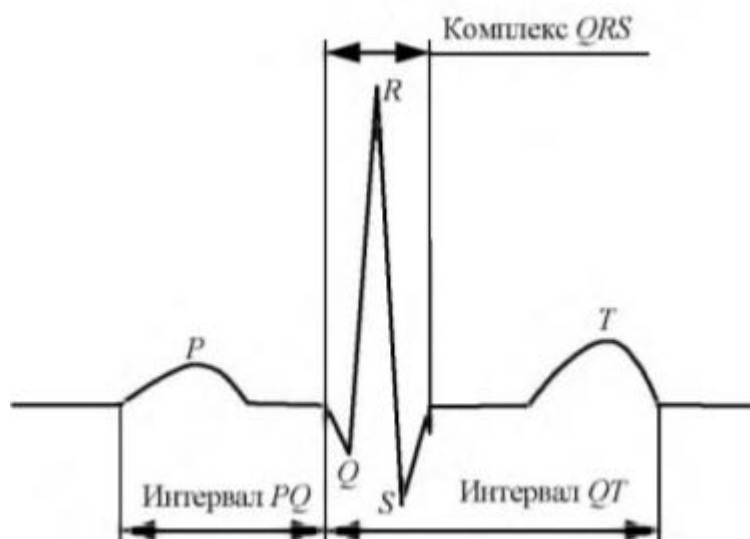


Рис. 1.1. ЭКГ, зарегистрированные со скоростью $50 \text{ мм} \cdot \text{с}^{-1}$ (а) и $25 \text{ мм} \cdot \text{с}^{-1}$ (б). В начале каждой кривой показан калибровочный сигнал

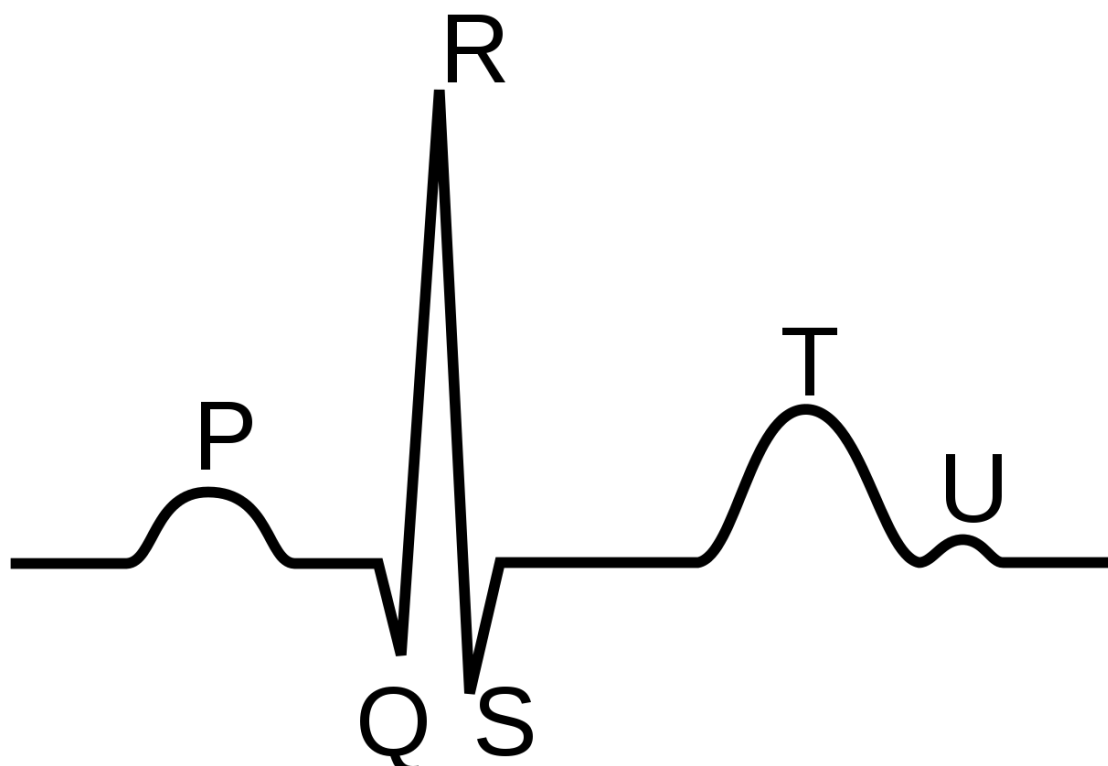
Частотне подання сигналу можна отримати за допомогою різних методів, включаючи перетворення Фур'є. Найбільш поширеним використанням в електрокардіології є швидке перетворення Фур'є

(ШПФ), яке розкладає часовий сигнал (теоретично він повинен бути періодичним) на нескінченну кількість синусоїд. Потім цей набір синусоїд представляється в частотній області з використанням амплітуди та фази кожної з цих функцій. Тобто, ШПФ забезпечує взаємозв'язок між часом і частотою подання сигналу. Оцифрований сигнал ЕКГ є кінцевим, тому має чіткі межі. Це призводить до розмиття всіх конкретних частот. Щоб уникнути цього, при розрахунку ШПФ, застосованого до ЕКГ, обмеженого "вікном" (так званім вікном) перетворення Фур'є для плавного зменшення межі сигналу ЕКГ до нуля, усуваючи його розрив. Обмеження цього підходу полягають у тому, що частотний діапазон хорошого розширення зменшується, тобто якість визначення частот у сигналі ЕКГ знижується. Іншим неминучим обмеженням перетворення Фур'є є те, що воно не дозволяє визначити точне положення частотних складових в сигналі. Адже ці компоненти з часом змінюються.

У сучасній електрокардіографії важливе значення надається аналізу шлуночкової діяльності серця. Електрокардіограма складається з кількох зубців, сегментів і інтервалів, що відображають складний процес поширення хвилі збудження в серці. Найважливішою частиною ЕКГ є комплекс QRS, за яким можна судити про електричну активність



серця в процесі скорочення правого і лівого шлуночків. Час початку та кінця комплексу, форма та амплітуда хвиль Q, R, S, а також тривалість інтервалів між ними дають можливість діагностувати у пацієнта такі захворювання та синдроми, як інфаркт міокарда, тахікардія, порушення електролітного обміну, що, в свою чергу, може призвести до летальних випадків. Інтервал PQ вказує час, необхідний для проходження електричного імпульсу через передсердя. Хвиля R чітко виділяється на ЕКГ, оскільки м'язові клітини шлуночків численні і одночасно деполяризовані. Інтервал QT відображає сукупність процесів деполяризації шлуночків серця.



Таким чином, точність визначення QRS-ком є основоположною для всіх інших методів аналізу сигналів ЕКГ: частоти та регулярності скорочень серця, класифікації серцевих циклів тощо. Завдяки цьому завдання автоматичного виявлення комплексу QRS на ЕКГ та визначення його параметрів має велике значення в кардіології. Процес

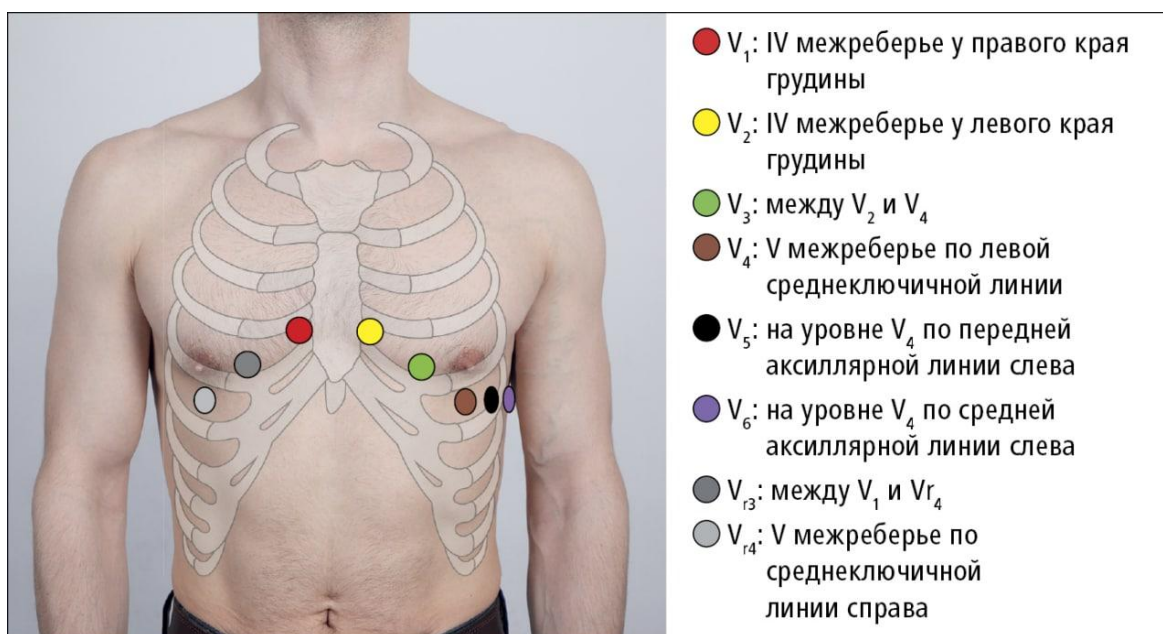
визначення комплексів QRS умовно можна розділити на дві частини: первинна обробка ЕКГ та прийняття рішення.

Комплекс QRS є високочастотним компонентом, тоді як хвиля Т містить низькочастотні компоненти. Тому необхідно точно визначити частоти сигналу ЕКГ в часі, тобто використати вейвлет-перетворення для отримання частотно-часового подання сигналу в електрокардіології є виправданим. Вейвлет-перетворення засноване на наборі аналізуючих функцій, які розкладають сигнал ЕКГ на послідовність коефіцієнтів. Кожен вейвлет має певну тривалість, положення в часі та смугу частот. В результаті перетворення коефіцієнти вейвлету відповідають компонентам ЕКГ, на певному інтервалі часу та смузі частот.

1. Стандартна ЕКГ - це 12-контактний запис електричного потенціалу:

- 1) відведення кінцівок - електроди розміщуються трохи вище кисті, на внутрішній поверхні правого (червоного) та лівого (жовтого) передпліч, а також трохи вище зовнішньої щиколотки зліва (зелений) та праворуч (чорний - земля) гомілки;
 - а) біполярні (стандартні) - I, II, III;
 - б) однополюсні (посилені) - aVL, aVR, aVF;

2) однополюсні грудні відведення – V1 – V6; розташування електродів на грудях: Відведення Vr3 та Vr4 слід реєструвати регулярно, якщо діагностовано інфаркт нижньої стінки (ймовірним критерієм супутнього інфаркту



правого шлуночка є підняття сегмента ST у точці J у відведеннях Vr3 та Vr4 $\geq 0,5$ мм).

2. Звичайна схема запису ЕКГ:

- 1) відхилення вгору або вниз від ізоелектричної лінії - зубці P, Q, R, S, T, U; Хвилі Q + R + S = комплекс QRS (без комплексу R = QS);
- 2) горизонтальна лінія між хвилями U і P, або між хвилями T і P, якщо хвиль U не виявлено, це ізоелектрична лінія (ізолінія);

- 3) фрагменти лінії між зубцем Р і комплексом QRS, а також між комплексом QRS і зубцем Т - це сегменти PQ і ST;
- 4) фрагменти кривої, що складаються з відрізка і сусідньої хвилі, називаються інтервалами PQ і QT.

3. ЕКГ реєструють на міліметровій сітці, що дає можливість вимірювати частоту серцевих скорочень, тривалість та амплітуду окремих морфологічних елементів запису.

1) при стандартній швидкості руху електрографічної стрічки 25 мм/с інтервал часу між тонкими вертикальними лініями сітки (дрібна комірка) становить 0,04 с, а між товстими лініями (велика комірка) - 0,2 с; при швидкості руху 50 мм/с - 0,02 с та 0,1 с;

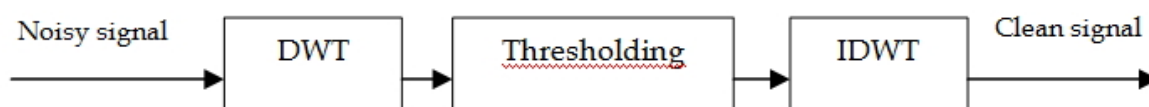
2) стандартне відхилення ізоелектричної лінії (еталонний мілівольт) становить 1 см = 1 мВ, якщо еталонне значення мілівольт більше або менше 1 см, то вимірювання амплітуди зубців необхідно виправити відповідно до формули : скорегована амплітуда зубця (у мм) = амплітуда зубця (у мм) × 10 мм / еталонна амплітуда мілівольт (у мм).

3.2 Фільтрація шуму

Основна ідея методу фільтрації полягає в тому, щоб поліпшити співвідношення сигнал / шум, фактично зменшивши фоновий шум в біомедичному сигналі. Оскільки шум може впливати на зчитування та інтерпретацію сигналу, перед комп'ютерним аналізом бажана попередня обробка. Оскільки зовнішній шум не має певного визначеного виду і його частота зазвичай накладається на біомедичну частоту, необхідно розробити інтелектуальну модель, яка може бути адаптована до різних

типів сигналів. Це можливо за допомогою дискретного вейвлет-перетворення.

Класичний метод (Donoho & Johnstone, 1994) включає три важливих етапи: розкладання сигналу; виявлення низьких енергетичних коефіцієнтів і їх відбраковування (порогова обробка); і, нарешті, реконструкція нових коефіцієнтів. Це показано нижче;



Вибір DWT обумовлений одночасним поданням сигналу і шуму по часу і частоті. Методика застосовується для моделі з адитивним шумом, згідно: $ns=s+an$

У наведеному вище виразі ns - це зашумлений сигнал, s - біомедичний сигнал, а an - адитивний шум. Оскільки модель відповідає лінійній системі, вейвлет-коефіцієнти ns дорівнюють сумі вейвлет-коефіцієнтів s і вейвлет-коефіцієнтів an , згідно:

якщо

$$NS=DWT\{ns\}; \quad S=DWT\{s\}; \quad AN=DWT\{an\}$$

то

$$NS=S+AN$$

Якщо зовнішній сигнал відповідає білому шуму, його енергія розріджена з малою амплітудою. Тоді вейвлет-коефіцієнти ns з малою амплітудою відповідають шуму сигналу. Шум може бути усунутий, якщо коефіцієнти нижче порога сходяться до нуля (порогова обробка).

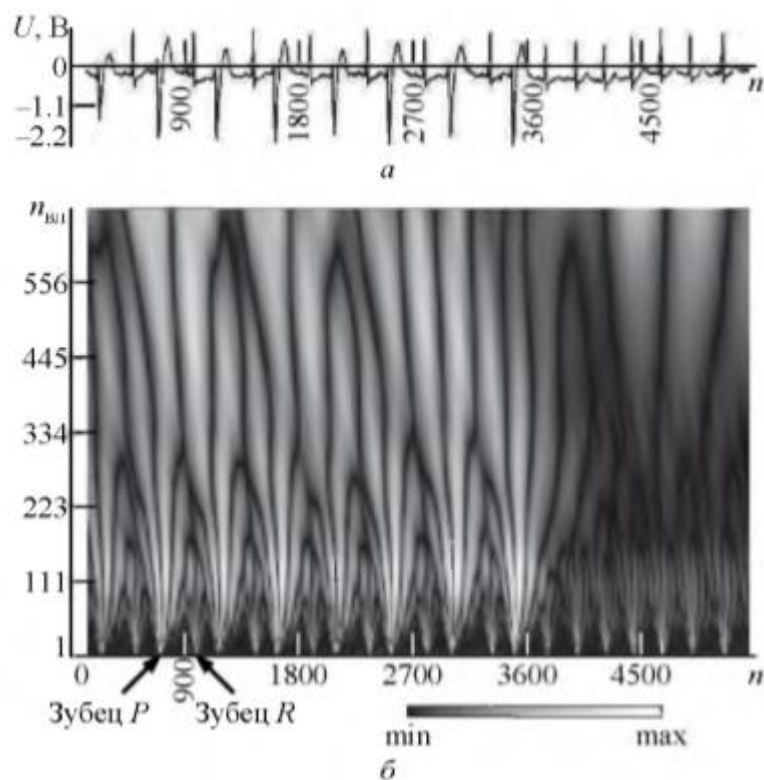
Кожен етап має параметри, пов'язані з продуктивністю фільтрації. Зокрема, розкладання і реконструкція включають базовий вейвлет і кількість рівнів; а визначення порогу включає поріг і правило.

3.3 Вейвлет аналіз ЕКГ

Дотепер вейвлети недостатньо використовувались для аналізу серцевих сигналів. Слід зазначити, що перевага вейвлет-аналізу полягає у можливості вивчення високочастотної складової сигналу, і також у здатності видаляти шум, стиснення та згладжування серцевого сигналу



Для оцінки ефективності виявлення комплексів QRS з



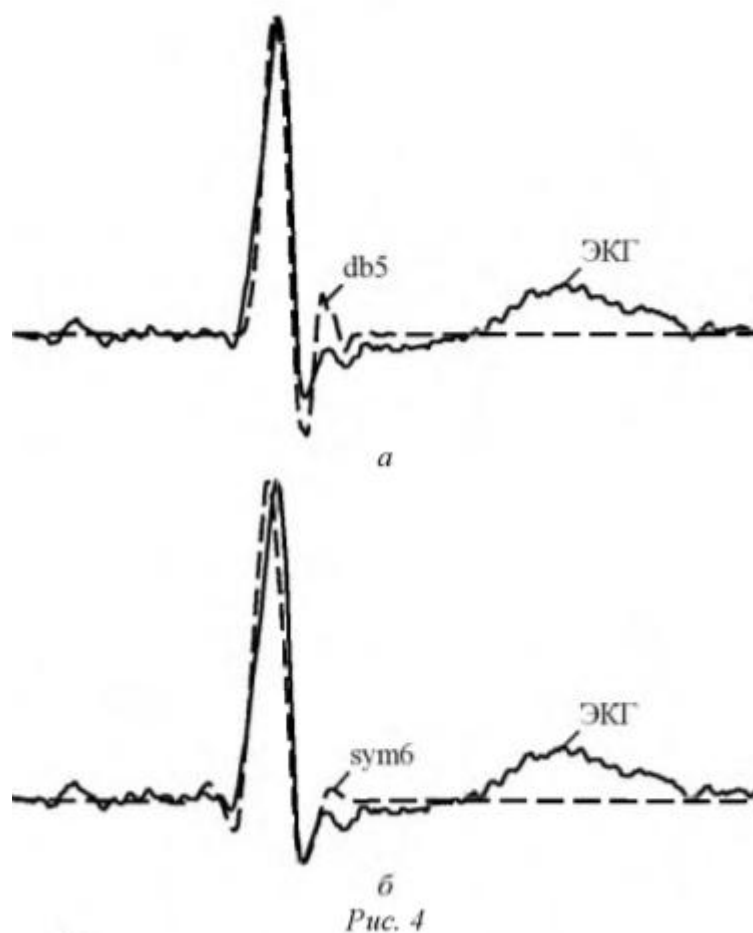
використанням методів вейвлет-аналізу у програмному середовищі було реалізовано процедуру вейвлет-декомпозиції імітованого серцевого сигналу з використанням вейвлету Добеші db5 п'ятого порядку розкладання. Вейвлет-спектрограма досліджуваного сигналу показана на рис. Це чітко показує комплекс QRS на високих частотах і пік Т-хвилі видно на більш низьких частотах.

Пік Р та інші елементи добре відображаються на високій частоті, невидимі на кардіограмі.

Серцевий сигнал, отриманий сучасними кардіографами з високою роздільною здатністю, має досить великий обсяг. Тому його стиснення є актуальним. Стиснення сигналу здійснюється шляхом видалення високочастотних компонентів серцевого сигналу, що призводить до її згладжування.

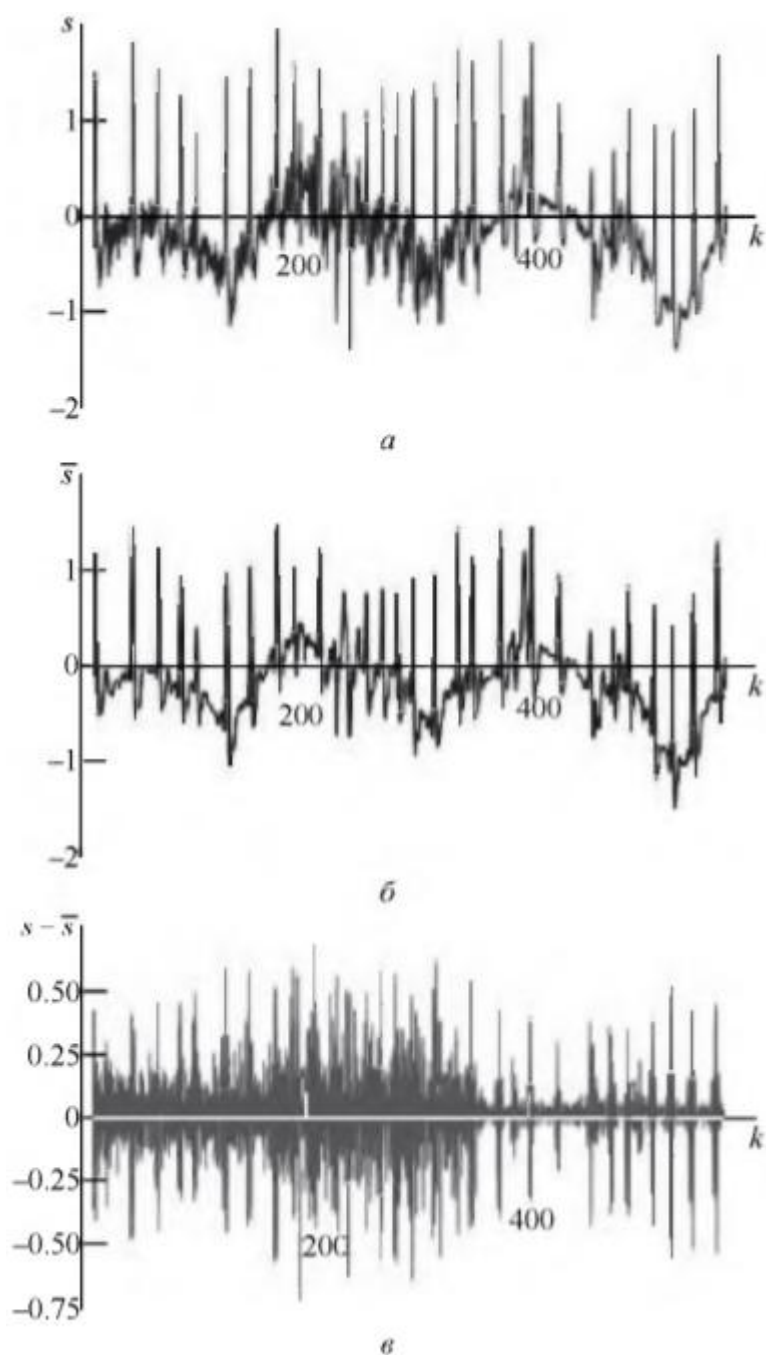
Дослідження показали, що для якісного зниження шуму серцевого

сигналу, слід застосовувати багаторівневу порогову обробку вейвлет-коефіцієнтів деталей, сенс якої полягає у варіюванні порогу шуму. Крім того, було встановлено, що оптимальний вейвлет для ідентифікації комплексу QRS, і також стиснення та очищення серцевих сигналів - вейвлет *sym6* (симлет), масштабування графіка функція $\varphi(t)$, яка за своєю формою набагато ближча до комплексу QRS (рис. 4, б) у



порівнянні з функцією $y(t)$ вейвлета *db5* (рис. 4, а). 5 показує оригінал (а) та стислий приблизно в 10 разів (б) кардіосигналів, і віддалений клиновий компонент (с), за яким можна отримати статистичні характеристики компонентів високочастотного сигналу. Як видно з рис. 5б, стислий серцевий сигнал чіткіше відображає форму та розташування зубців, що полегшує подальшу обробку.

Використання з отриманої спектрограми можна виділити компоненти ЕКГ-сигналів з різними частотами. Спектрограма на рис. 3 позитивні піки кардіосигналу, що відповідає частотам 500, 1000, 1500 Гц тощо, дисплей t QRS комплекс.



в
Рис. 5

Хвилі Р і Т серцевого сигналу, а також інші елементи, невидимі на кардіограмі. А вивчення графіків базисних функцій вейвлет-коефіцієнтів показало, що для виявлення комплексів QRS симлети є оптимальними, порівняно з реалізацією очищення та стиснення серцевого сигналу, що дозволяє підвищити точність визначення комплексів QRS.

3.4 Перетворення Фур'є та ВП та огляд PyWavelets

Перетворення Фур'є буде працювати дуже добре, коли частотний спектр нерухомий та частоти, присутні в сигналі, не залежать від часу, і сигнал містить частоти кГц, які присутні в будь-якому місці сигналу. Чим більше буде нестационарний сигнал, тим гіршими будуть результати. Це проблема, оскільки більшість сигналів, які ми бачимо в реальному житті, мають нестационарний характер.

Перетворення Фур'є має високу роздільну здатність у частотній області, але нульову роздільну здатність у часовій області. Ми покажемо це на наступних двох прикладах.

Для двох частотних спектрів, що містять точно такі ж чотири піки, перетворення Фур'є не може визначити, де ці частоти присутні в сигналі. Кращим підходом до аналізу сигналів з динамічним частотним спектром є вейвлет-перетворення.

Вибір типу, а значить, і властивостей вейвлета, залежить від завдання, наприклад вейвлети Інґрід Добеші високих порядків, забезпечують більшу точність визначення поточних значень струмів в електроенергетиці. Властивості вейвлета можна отримати за допомогою функції `pywt.DiscreteContinuousWavelet` ().

Wavelet db20

```
Family name:    Daubechies
Short name:     db
Filters length: 40
Orthogonal:     True
Biorthogonal:  True
Symmetry:       asymmetric
DWT:           True
CWT:           False
```

График самой вейвлет - функции -db20

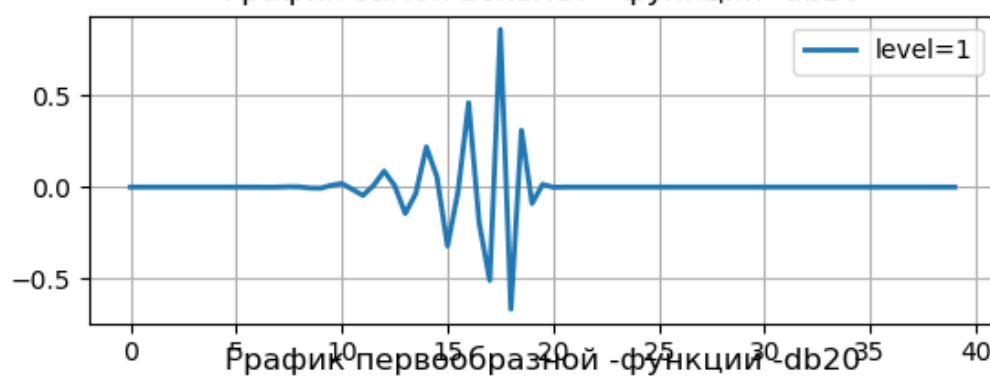
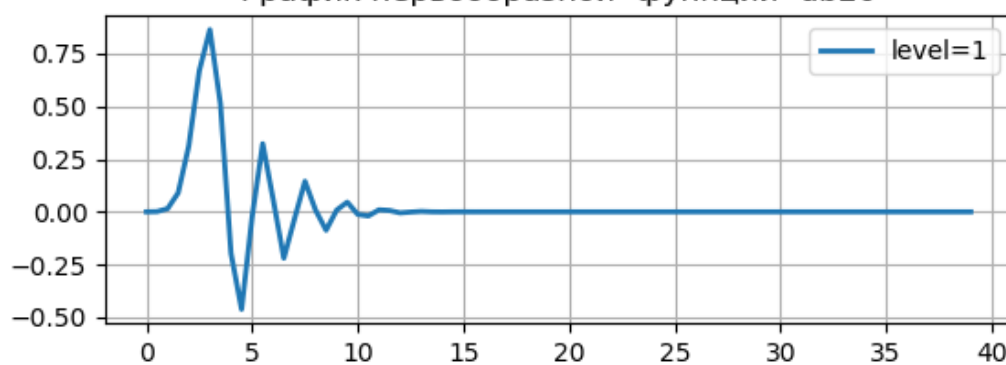
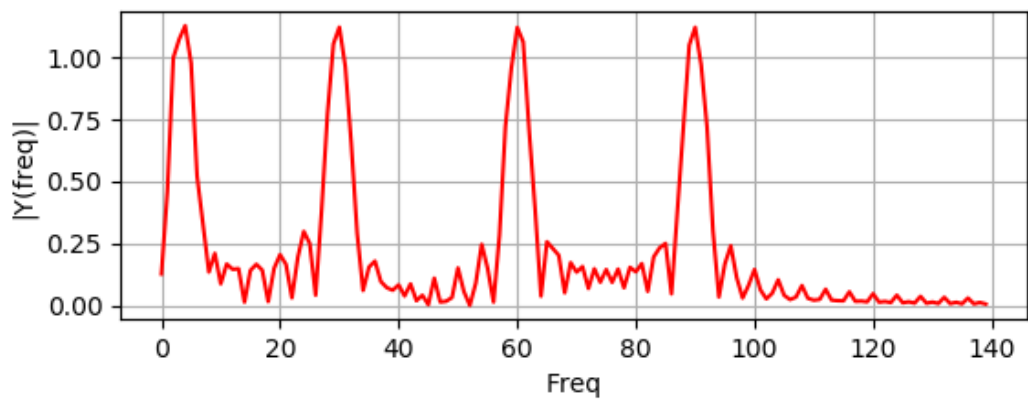
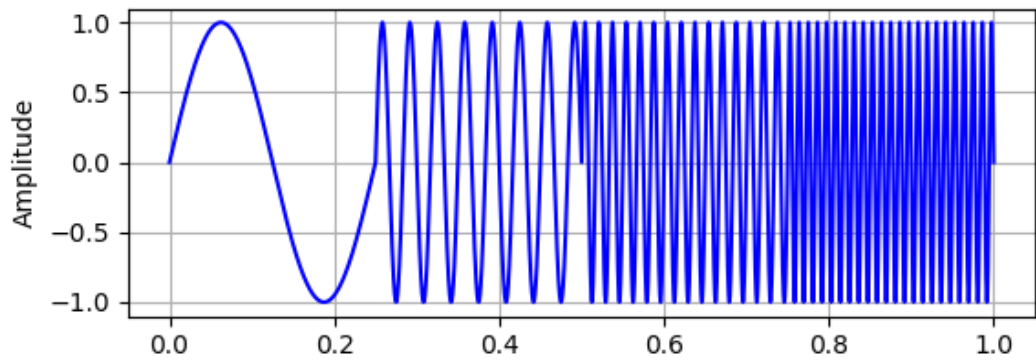
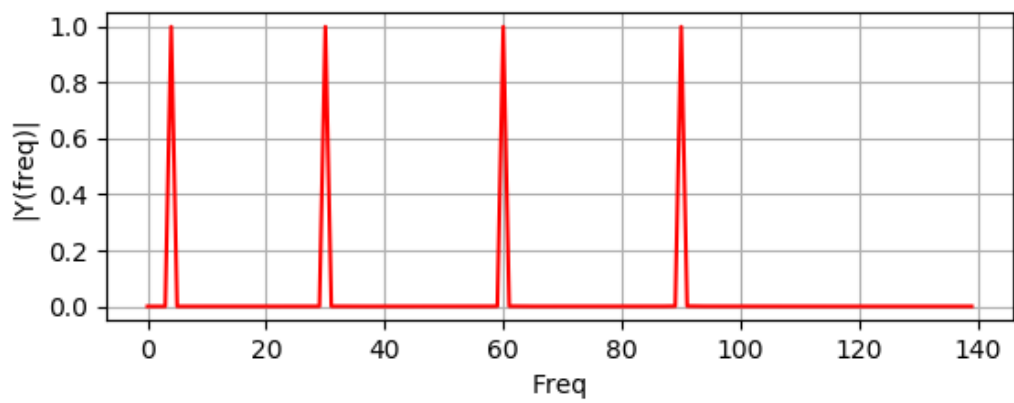
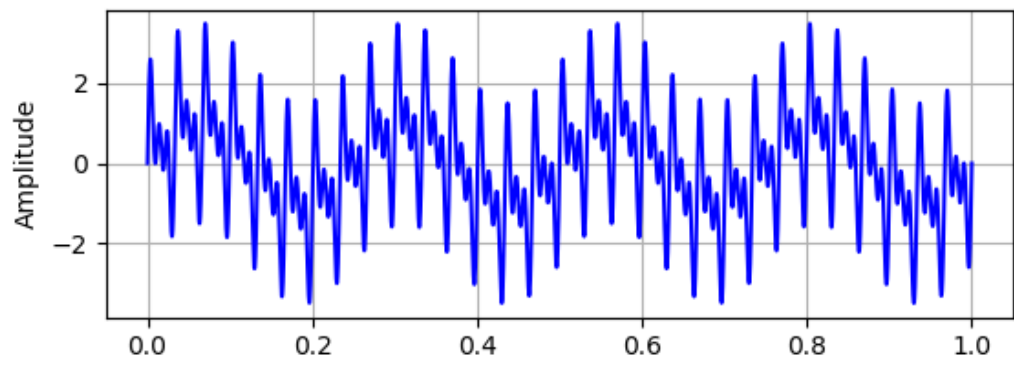


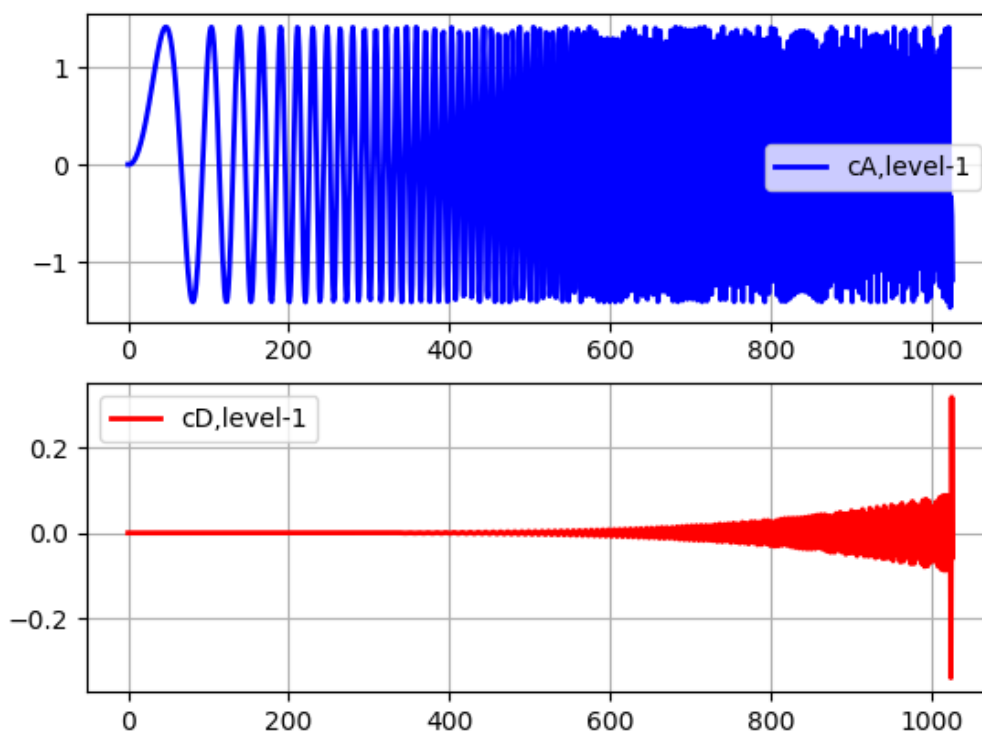
График преобразованной функции db20





Для демонстрації DWT ми будемо використовувати сигнал з динамічним діапазоном частот, що зростають з часом. Початок сигналу містить низькочастотні значення, а кінець сигналу - частоти короткохвильового діапазону. Це дозволяє нам легко визначити, скільки частотного спектра фільтрується, просто подивившись на часову вісь.

Дискретне перетворення вейвлетів в PyWavelets 1.0.3 - це функція `pywt.dwt()`, яка обчислює апроксимаційні коефіцієнти `cA` та деталізуючі коефіцієнти `cD` першого рівня перетворення вейвлета сигналу, заданого вектором:



Коефіцієнти апроксимації (`cA`) представляють вихідні дані фільтра низьких частот DWT (фільтру усереднення). Коефіцієнти деталізації (`cD`) представляють вихідні дані фільтра високих частот DWT (диференціальний фільтр).

3.5 Програмна реалізація

В експерименті було 5 учасників, кожен з яких спробував 22-годинну «зміну» комп'ютерних ігор.

Вхідні дані: у кожного учасника виміряли

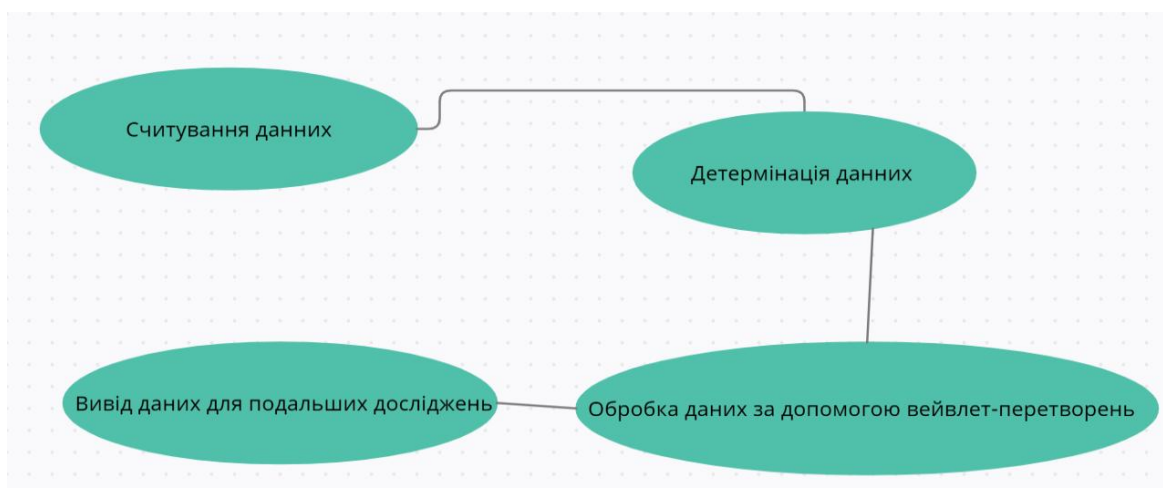
- серцебиття (зазвичай ЕКГ "пік R", але край кривої PPG, що швидше змінюється, може бути більш підходящим)
- частота серцевих скорочень та варіабельність пульсу
- частота дихання

Все для того, щоб оцінити час "праці надто втомленим". Це моменти, коли учасник програє битву проти засинання.

Розглядаємо проблеми:

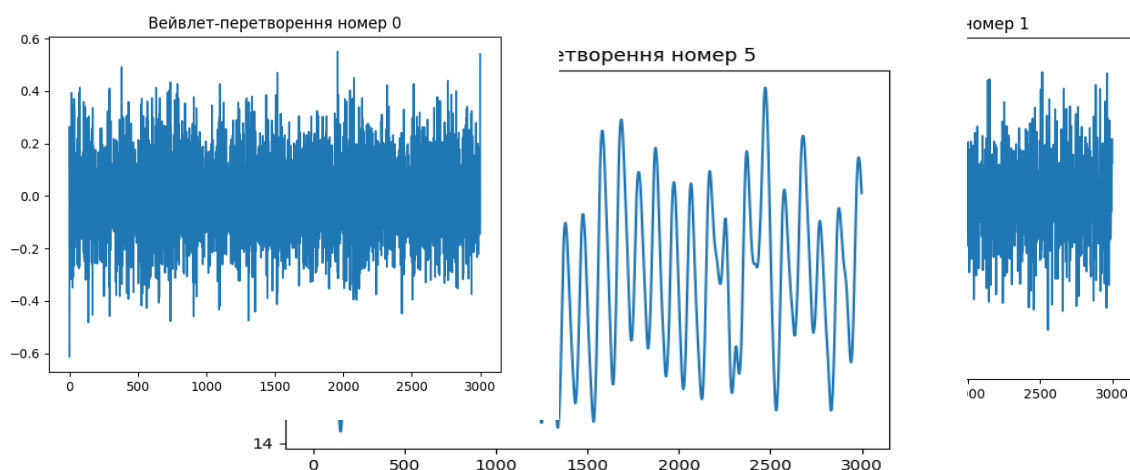
- "Середнього часу до відмови".
- Когнітивної втоми - це не те саме, що сонливість, яку ми відчуваємо щодня перед сном.
- Очищення та анотування даних
- Усунення прогалин даних
- виправлення шуму в даних

Структура програми:

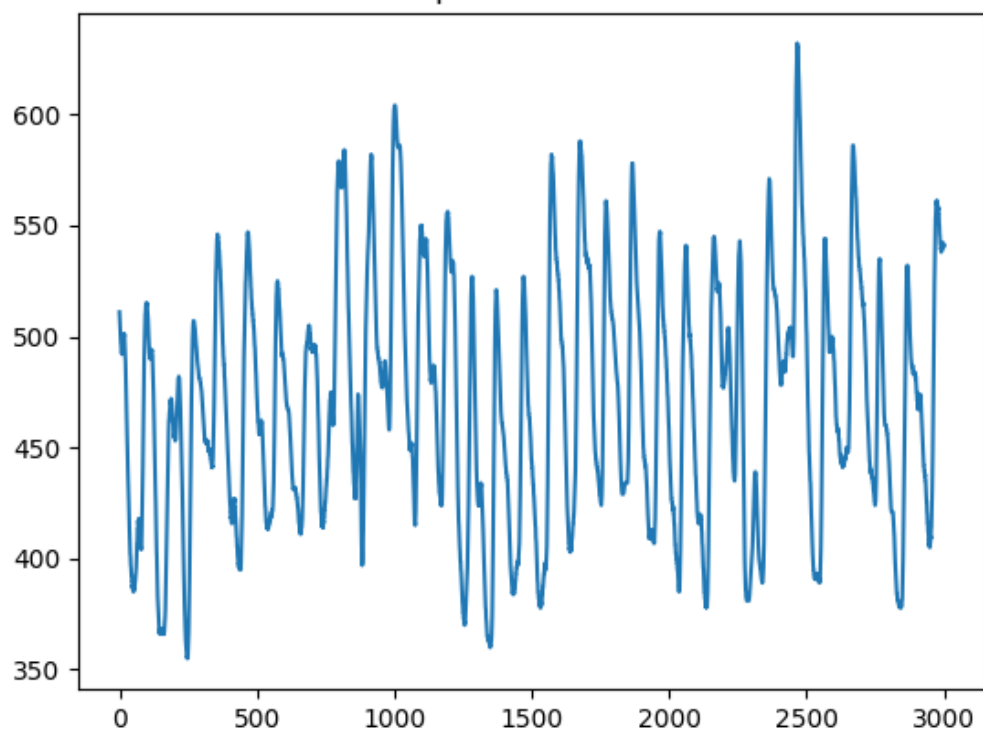


Етапи програми:

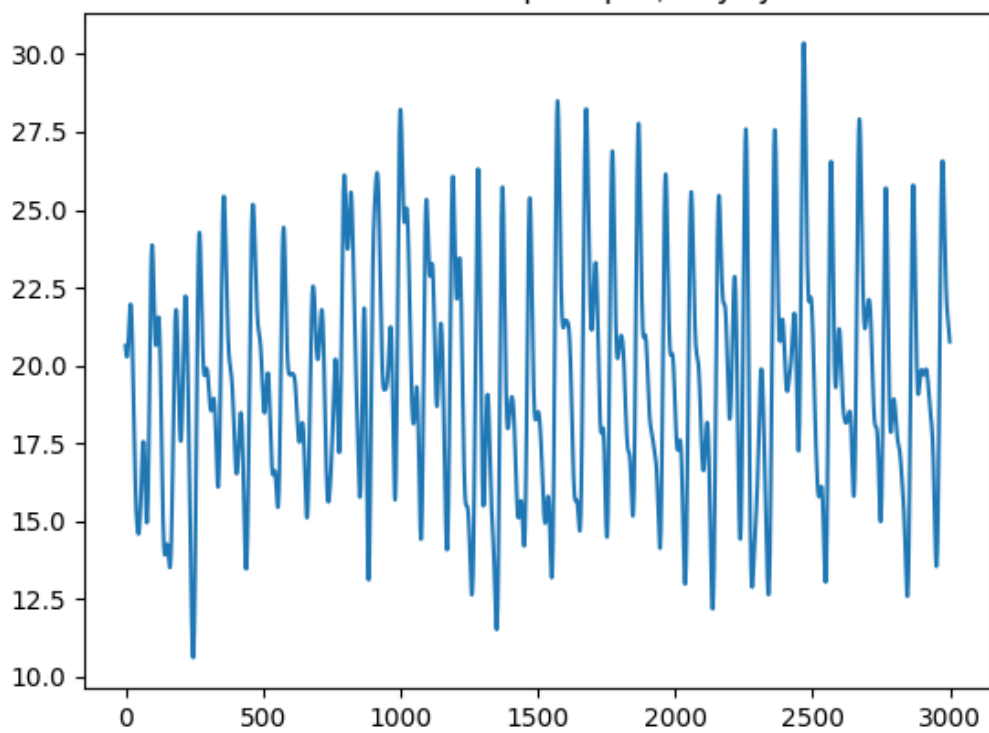
- Очищення файлів даних .CSV PPG -> нові необроблені файли часових рядів PPG.
- Очистити / нормалізувати анотації в щоденнику втоми .CSV? -> новий файл анотації.
- Пікове виявлення серцебиття для отримання наносекундних міток часу для кожного серцебиття в даних PPG -> новий файл часових позначок серцебиття.
- Розраховуємо частоту серцевих скорочень та варіабельність серцевого ритму за мітками серцебиття -> новий файл часових рядів.
- Документуємо все, що ми дізнаємось про базові лінії, тенденції, аномалії та кореляції, анотаціями та будь-якими ідеями щодо подальших факторів, що ведуть нас до прогнозування середнього часу до "занадто втоми для роботи".
- Виявлення дихання для отримання наносекундних позначок часу для кожного вдиху з даних PPG та / або часових позначок серцебиття -> новий файл часових позначок дихання. позначок серцебиття -> новий файл часових позначок дихання.



Необроблений сигнал



Сигнал після фільтрації шуму



```

77
78 def wt(x, filters, level):
79     wavelet = pywt.Wavelet(filters)
80     h = wavelet.dec_hi
81     g = wavelet.dec_lo
82     h_t = np.array(h) / np.sqrt(2)
83     g_t = np.array(g) / np.sqrt(2)
84     wavecoeff = []
85     v_j_1 = x
86     for j in range(level):
87         w = circular_convolve_d(h_t, v_j_1, j + 1)
88         v_j_1 = circular_convolve_d(g_t, v_j_1, j + 1)
89         wavecoeff.append(w)
90     wavecoeff.append(v_j_1)
91     return np.vstack(wavecoeff)
92
93

```

```

4
5 df = pd.read_csv('ecg-1.csv')
6 minr = 3000
7 maxr = 6000
8 number_of_freq = 5
9 ecgd = df['ecg_out'].values[minr:maxr]
10 raw = df['Red_Signal'].values[minr:maxr]
11 rp = df['rpeak'].values[minr:maxr]
12 wt = wt(ecgd, 'db2', number_of_freq)
13 wtmra = analiz(wt, 'db2')
14 for i in range(len(wtmra)):
15     title("Вейвлет-перетворення номер " + str(i))
16     plt.plot(wtmra[i])
17     plt.show()
18
19 title("Сигнал після фільтрації шуму")
20 plt.plot(wtmra[4] + wtmra[5])
21 plt.show()
22
23 title("Відфільтрований сигнал с ЕКГ")
24 plt.plot(ecgd)
25 plt.show()
26
27 title("Необроблений сигнал")
28 plt.plot(raw)
29 plt.show()
30
31 title("P-піки з ЕКГ модулю")
32 plt.plot(raw * rp)
33 plt.show()

```

```

114
115 def analiz(w, filters):
116
117     wavelet = pywt.Wavelet(filters)
118     h = wavelet.dec_hi
119     g = wavelet.dec_lo
120
121     level, N = w.shape
122     level = level - 1
123     D = []
124     g_j_part = [1]
125     for j in range(level):
126         g_j_up = upArrow_op(g, j)
127         g_j_part = np.convolve(g_j_part, g_j_up)
128
129         h_j_up = upArrow_op(h, j + 1)
130         h_j = np.convolve(g_j_part, h_j_up)
131         h_j_t = h_j / (2 ** ((j + 1) / 2.))
132         if j == 0: h_j_t = h / np.sqrt(2)
133         h_j_t_o = period_list(h_j_t, N)
134         D.append(circular_convolve_mra(h_j_t_o, w[j]))
135     j = level - 1
136     g_j_up = upArrow_op(g, j + 1)
137     g_j = np.convolve(g_j_part, g_j_up)
138     g_j_t = g_j / (2 ** ((j + 1) / 2.))
139     g_j_t_o = period_list(g_j_t, N)
140     S = circular_convolve_mra(g_j_t_o, w[-1])
141     D.append(S)
142     return np.vstack(D)
143

```

ВИСНОВКИ

В результаті роботи було розглянуто основи вейвлет аналізу, властивості вейвлетів та основи вейвлет-перетворення а також їх застосування.

Розглянуто та реалізовано методи фільтрації шумів та обробки даних ЕКГ за допомогою вейвлет-перетворень.

На практиці було виявлено що за допомогою вейвлет-перетворень, результати мають більше інформаційного змісту, точності та потребують менше обчислювальних витрат на відміну від перетворень Фур'є.

Усі поставлені задачі було виконано.

Поставлені задачі:

1. Огляд метода вейвлет перетворення.
2. Дослідження видів вейвлетів.
3. Здійснення порівняння між вейвлет-перетвореннями та перетвореннями Фур'є.
4. Розробка програмного забезпечення для обробки ЕКГ за допомогою вейвлет-перетворення.

Було продемонстровано методи обробки електрокардіограми за допомогою вейвлет-перетворень. Для цього було реалізовано застосунок. Використовувався python та бібліотека PyWavelets. Також, застосунок потрібен для прогнозування та запобігання нещасним випадкам зв'язаних з перетворенням.

ДЖЕРЕЛА

1. <https://ru.bmstu.wiki/Вейвлет>
2. Основы вейвлет-анализа сигналов Л.В. Новіков
3. <https://habr.com/ru/post/449646/>
4. <https://basegroup.ru/community/articles/intro-wavelets>
5. <https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%92%D0%B5%D0%B9%D0%B2%D0%BB%D0%B5%D1%82>
6. ЗАСТОСУВАННЯ ВЕЙВЛЕТ-ПЕРЕТВОРЕННЯ ДЛЯ ОБРОБКИ МЕДИЧНИХ СИГНАЛІВ ТА ЗОБРАЖЕНЬ Майстренко В.М., Литвин В.С., Голубенко Л.П., Національний технічний університет України “Київський політехнічний інститут”, м. Київ, Україна
7. ЗАСТОСУВАННЯ ВЕЙВЛЕТ-АНАЛІЗУ ДЛЯ ФІЛЬТРАЦІЇ ЕЛЕКТРОКАРДІОГРАФІЧНИХ ДАНИХ Майстренко В.М., Дегтярьов П.Є., Терещенко Т.А., Національний технічний університет України “Київський політехнічний інститут”, м. Київ, Україна
8. Вейвлет аналіз Ямненко Р.Є.
9. Побудова 3-D вейвлетів Хаара для задач аналізу дискретних моделей просторових форм Реута О.В. Хабраман Хаді
10. http://chaos.sgu.ru/kafedra/edu_work/textbook/khovanovs-01/node25.html
11. Непрерывное вейвлет-преобразование и точно решаемая модель нестационарных сигналов С.В. Божокин
12. Meyer Y *Wavelets and Operators* (Cambridge: Cambridge Univ. Press, 1992)

13. МІРА БЛИЗЬКОСТІ ВЕЙВЛЕТ ПЕРЕТВОРЕНЬ ПРИ АНАЛІЗІ ЕКГ СИГНАЛІВ О.Б.Кононенко
14. ПІДВИЩЕННЯ ЯКОСТІ ФІЛЬТРАЦІЇ ЕЛЕКТРОКАРДІОСИГНАЛУ ЗА ДОПОМОГОЮ ФІЛЬТРІВ ВІНЕРА ТА ЧЕБИШЕВА В. О. Устименко; К. А. Клочко, к. т. н.; А. В. Бідун
15. <https://compendium.com.ua/clinical-guidelines/cardiology/section-5/glava-1-osnovy-elektrokardiografii/>
16. [Discrete Wavelet Transform in Compression and Filtering of Biomedical Signals](#)
17. <https://www.siue.edu/~msong/Research/ency.pdf>
18. <https://www.jhuapl.edu/Content/techdigest/pdf/V15-N04/15-04-Sadowsky.pdf>
19. https://www.weisang.com/en/documentation/timefreqspectrualgorith/mscwt_en
20. Вейвлет-анализ кардиосигналов в среде Matlab